

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DES FRÈRES MENTOURI CONSTANTINE
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE
Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM)

THÈSE
Présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat en Sciences

Spécialité: Électronique
Option: Traitement du Signal

Thème

**Performances des Détecteurs CFAR dans
des Environnements Gaussiens et non-
Gaussiens**

Présentée et Soutenue Publiquement Par
Mohamed BAADECHE

Devant le jury :

PRESIDENT : T. LAROUCI Professeur Université des frères Mentouri Constantine
RAPPORTEUR : F. SOLTANI Professeur Université des frères Mentouri Constantine
EXAMINATEURS : T. FORTAKI Professeur Université Batna 2
K. BELARBI Professeur Ecole Nationale Polytechnique Constantine
A . CHAREF Professeur Université des frères Mentouri Constantine

Juin 2016

إلى الذي :

خيرهِ إليَّ نازلٌ وشرِّي إليه صاعدٌ

إليك يا الله

لولا عفوك بعد قدرتك، لولا حلمك بعد علمك،

لولاك يا رب ما تمَّ هذا العمل

فيا ربي اغفرْ ذنبي واسترْ عيبي واقبلْ توبتي آمين

فليتك تحلُّوا والحياةُ مريرةٌ وليتك ترضى والأنامُ غضابُ

وليتَ الذي بيني وبينك عامرٌ وبيني وبين العالمين خرابُ

إذا صحَّ منك الودُّ فالكلُّ هينٌ وكلُّ الذي فوق الترابِ ثرابُ

Dédicaces

A ma mère

*A mes frères et sœurs
A ma femme et mes enfants*

Kanza, Seifeddine et Amira

A toute ma famille

A tous mes amis

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier le Professeur **Faouzi SOLTANI** pour son encadrement, ses conseils, sa présence et sa sympathie durant toute la durée de ce travail.

Je tiens également à remercier le Professeur **T. LAROUSI**, de l'université des frères Mentouri Constantine pour avoir accepté de présider mon jury.

Mes remerciements vont également aux membres de jury Professeur **T. FORTAKI** de l'université de Batna 2, Professeur **K. BELARBI** de l'École Nationale Polytechnique Constantine et Professeur **A. CHAREF** de l'université des frères Mentouri Constantine, pour l'intérêt donné à ce travail et leur participation au jury.

Je tiens également à remercier Professeur **F. GINI**, Docteur **F. STEFANO** et Docteur **P. STINCO**, du "Laboratoire des Systèmes Radar" de l'université de Pise (Italie), pour leur bon accueil, l'ambiance chaleureuse et l'esprit d'équipe, ce qui m'a permis d'accomplir mon stage dans de bonnes conditions .

Résumé

Un des problèmes les plus importants dans les systèmes radar est la détection automatique des cibles tout en maintenant une probabilité de fausse alarme désirée constante. Dans cette thèse de Doctorat en science, nous avons analysé les performances de différents détecteurs adaptatifs CFAR (Constant False Alarm Rate) en présence d'un fouillis de type Gaussien et Non-Gaussien (Weibull) et cela pour des situations homogènes et non-homogènes (présence de cibles interférentes ou de bord de fouillis dans la fenêtre de référence). Dans la première contribution de ce travail, nous avons analysé les performances des détecteurs CA, GO, SO, OSCAGO et SOSCA-CFAR avec intégration binaire dans un environnement homogène et non homogène de distribution Weibull. Nous avons obtenu les expressions analytiques de la Pfa pour les différents détecteurs dans le cas homogène. Des simulations dans le cas d'un environnement homogène et non homogène ont été présentées et discutées. Dans la deuxième contribution, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs GOSCA, OSGO et OSSO-CFAR pour le concept des radars MIMO dans des environnements Gaussiens homogènes et non-homogènes. Trois schémas ont été proposés pour généraliser ces détecteurs pour les radars MIMO. Nous avons obtenu des expressions analytiques de la Pfa et de la Pd. Les résultats pour un environnement homogène et non-homogène ont été présentés et discutés. Dans la troisième contribution nous avons analysé les performances de détection des détecteurs flous FCA-CFAR, GOCFAR et FSO-CFAR pour un système distribué en utilisant des règles de fusion floue dans un environnement homogène et non homogène de distribution Weibull. Nous avons développé des expressions analytiques des fonctions d'appartenance pour chaque détecteur et les résultats sont présentés et discutés.

Mots Clés: Détection adaptative CFAR, Intégration Binaire, Radar MIMO, Fusion Floue, Clutter Weibull, Cibles Interférentes, Bord de Fouillis.

ملخص

واحدة من بين المشكلات المهمة في أنظمة الرادار هي الكشف الأوتوماتيكي عن الأهداف مع الحفاظ على احتمال إنذار كاذب مطلوب ثابت. في هذه الأطروحة للدكتوراه في العلوم قمنا بتحليل أداء مختلف الكواشف الملائمة CFAR (Constant False Alarm Rate) وذلك في وجود فوضى من نوع Gaussien و non-Gaussien (Weibull) وذلك لحالات متجانسة وغير متجانسة (وجود التداخل في الأهداف أو حافة فوضى في النافذة المرجعية). في أول مساهمة لهذا العمل، قمنا بتحليل أداء الكواشف CA، GO، SO، OSCAGO و SOSCA-CFAR بالإدماج الثنائي في وجود بيئة متجانسة وغير متجانسة من توزيعة Weibull. قمنا باستخراج تعابير تحليلية لـ Pfa لمختلف الكواشف في الحالة المتجانسة. عمليات محاكاة موسعة لـ Monte Carlo في الحالة المتجانسة وغير المتجانسة تم تقديمها و مناقشتها. في المساهمة الثانية من هذا العمل، قمنا بتحليل أداء الكشف للكواشف GOSCA، OSGO و OSSO-CFAR وهذا لأجهزة الرادار MIMO وذلك لبيئات غوسية متجانسة وغير متجانسة. وقد اقترحت ثلاث خطط لتعميم أجهزة الرادار MIMO. قمنا باستخراج تعابير تحليلية. وتم عرض ومناقشة النتائج وذلك في وجود بيئات متجانسة وغير متجانسة. في المساهمة الثالثة من هذا العمل، قمنا بتحليل أداء الكشف للكواشف الغامضة FCA-CFAR، FGO-CFAR و FSO-CFAR لنظام توزيع باستخدام قواعد الاندماج الغامض في وجود بيئات متجانسة وغير متجانسة من توزيعة Weibull. قمنا باستخراج تعابير تحليلية للوظائف العضوية لكل كاشف والنتائج تم عرضها ومناقشتها.

كلمات مفتاحية : الكشف الملائم CFAR، الإدماج الثنائي، الرادار MIMO، الاندماج الغامض، فوضى من نوع Weibull، التداخل في الأهداف، حافة فوضى.

Abstract

One of the most important problem in radar systems is the automatic target detection while maintaining the probability of false alarm at a desired value. In this thesis, we analyzed the performance of different adaptive detectors CFAR (Constant False Alarm Rate) in the presence of Gaussian clutter and Non-Gaussian (Weibull) clutter for homogeneous and non-homogenous situations (presence of interfering targets or clutter edge in the reference window). In the first contribution of this work, we analyzed the performance of the CA, GO, SO, OSCAGO SOSCA-CFAR detectors and binary integration in a homogeneous and non-homogeneous Weibull environment. We derived closed form expressions for the Pfa of different detectors in the homogeneous case. Simulations in the case of a homogeneous and non-homogeneous environment, were presented and discussed. In the second contribution, we analyzed the detection performance of the GOSCA, the OSGO and the OSSO-CFAR for the concept of MIMO radar in homogeneous and non-homogeneous Gaussian environments. Three schemes have been proposed to generalize these detectors for MIMO radars. We derived closed form expressions. The results for homogeneous and non-homogeneous environments were presented and discussed. In the third contribution, we analyzed the detection performance of the fuzzy detectors FCA-CFAR, FGO-CFAR and FSO-CFAR for a distributed system using fuzzy fusion rules in a homogeneous and non-homogeneous Weibull environment. We derived closed form expressions of the membership functions of each detector. The results are shown and discussed.

Keywords: Adaptive CFAR detection, Integration Binary, MIMO Radar, Fuzzy Fusion, Weibull Clutter, Target Interfering, Clutter edge.

Table des matières

1	Introduction générale	1
1.1	Introduction	2
1.2	Organisation de la thèse	3
2	Les Systèmes Radars et techniques de détection adaptative CFAR.	5
2.1	Introduction	6
2.2	Composantes principales d'un radar	6
2.3	Classification des radars	7
2.4	Principe de fonctionnement du Radar à impulsions	8
2.5	Modèles statistiques de fouillis	10
2.5.1	Le modèle Weibull	10
2.5.2	Le modèle Log-Normal	11
2.5.3	Le modèle Gamma	11
2.5.4	Le modèle K	11
2.5.5	Le modèle Pareto	12
2.6	État de l'art de la détection CFAR et fusion des données	12
2.6.1	État de l'art de la détection CFAR	13
2.6.2	Fusion des données	15
3	Analyse des performances des détecteurs CFAR basés sur la moyenne arithmétique avec intégration binaire dans un environnement Weibull.	17
3.1	Introduction	18
3.2	Modèles mathématiques pour un environnement homogène	18
3.2.1	Analyse du détecteur CA-CFAR	19
3.2.2	Analyse du détecteur GO-CFAR	20
3.2.3	Analyse du détecteur SO-CFAR	21
3.2.4	Analyse du détecteur OSCAGO-CFAR	22
3.2.5	Analyse du détecteur SOSCA-CFAR	25
3.3	Résultats et discussion	27
3.3.1	Cas d'un environnement homogène	27
3.3.2	Cas d'un environnement de cibles interférentes	28
3.3.3	Cas d'un environnement de bord de fouillis	29
3.4	Conclusion	29

4	Analyse des performances des détecteurs CFAR basés sur la statistique d'ordre pour les Radars MIMO.	41
4.1	Introduction	42
4.2	Modèle du signal radar MIMO	43
4.3	Modèle mathématique pour les radars MIMO	45
4.3.1	Généralisation du GOSCA-CFAR	47
4.3.1.1	GOSCA1-CFAR	47
4.3.1.2	GOSCA2-CFAR	49
4.3.1.3	GOSCA3-CFAR	51
4.3.2	Généralisation de l'OSGO-CFAR	51
4.3.2.1	L'OSGO1-CFAR	52
4.3.2.2	L'OSGO2-CFAR	53
4.3.2.3	L'OSGO3-CFAR	55
4.3.3	Généralisation de l'OSSO-CFAR	55
4.3.3.1	L'OSSO1-CFAR	55
4.3.3.2	L'OSSO2-CFAR	56
4.3.3.3	L'OSSO3-CFAR	58
4.4	Résultats et discussions	58
4.4.1	Cas d'un environnement homogène	59
4.4.2	Cas d'un environnement de cibles interférentes et de bord de fouillis	61
4.5	conclusion	62
5	Détection CFAR distribuée dans un environnement homogène et non homogène Weibull utilisant les règles de fusion Floue.	77
5.1	Introduction	78
5.2	Modèles mathématiques	79
5.2.1	Analyse du détecteur FCA-CFAR (Fuzzy Cell-Averaging CFAR)	81
5.2.2	Analyse du détecteur FGO-CFAR (Fuzzy Greatest-Of CFAR)	82
5.2.3	Analyse du détecteur FSO-CFAR (Fuzzy Smallest-Of CFAR)	83
5.3	Résultats et discussions	84
5.3.1	Cas d'un environnement homogène	85
5.3.2	Cas d'un environnement de bord du fouillis	85
5.4	Conclusion	86
6	Conclusion générale	98
	Annexe A	100
	Bibliographie	105

Table des figures

2.1	Schéma synoptique d'un radar à impulsions.	9
2.2	Schéma block de la détection adaptative CFAR.	14
3.1	Schéma bloc des détecteurs CFAR avec intégration binaire.	19
3.2	Probabilité de détection du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$	31
3.3	Probabilité de détection du détecteur GO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$	32
3.4	Probabilité de détection du détecteur SO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$	33
3.5	Probabilité de détection du détecteur SOSCA-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$	34
3.6	Probabilité de détection du détecteur OSCAGO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$	35
3.7	Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) dans un environnement homogène avec intégration binaire 4/8 pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$ et $c=2$	36
3.8	Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement d'une seule cible interférente pour chaque fenêtre, pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$	37
3.9	Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement de quatre cibles interférentes, pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$	38

3.10	Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement de bord de fouillis jusqu'au 5eme cellule, pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$	39
3.11	Comparaison des taux de fausse alarme des différents détecteurs avec intégration binaire 4/8 en fonction du nombre des cellules noyées dans le fouillis, pour $P_{fa}= 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$	40
4.1	Concept du radar MIMO.	43
4.2	Organisation des données radar MIMO : a- Cellules de résolution du radar MIMO, b- Configuration simple du radar MIMO.	45
4.3	Schéma bloc des détecteurs CFAR proposés pour les radars conventionnels.	46
4.4	Probabilité de fausse alarme du détecteur GOSCA1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).	64
4.5	Probabilité de fausse alarme du détecteur OSGO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).	65
4.6	Probabilité de fausse alarme du détecteur OSSO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).	66
4.7	Probabilité de fausse alarme des détecteurs GOSCA1, OSGO1 et OSSO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$ et $MN=2$	67
4.8	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $L=8$, et $MN=1, 2$ et 4 ($M=1$) et $MN=20, 40$ et 80 pour le détecteur CA-CFAR.	68
4.9	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $k_1=k_2=24$, $L=8$, pour 4 nœuds dans deux cas ($M=1, N=4$) et ($M=2, N=2$).	69
4.10	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 2) pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour 6 nœuds dans deux cas ($M=1, N=6$) et ($M=2, N=3$).	70
4.11	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $L=8$, pour 2 nœuds ($M=1, N=2$) dans deux cas $k_1=k_2=12$ et $k_1=12, k_2=4$. L'OS chevauche avec le GOSCA.	71
4.12	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 2) pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $L=8$, $MN= 2$ ($M=1, N=2$) pour différents valeurs de RHO.	72
4.13	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement de deux cibles interférentes pour $p_{fa}= 10^{-4}$, $L=8$ et $MN= 2$ ($M=1, N=2$).	73
4.14	Zoom sur la Figure 3.13.	74

4.15	Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement de 5 cibles interférentes pour $p_{fa}=10^{-4}$, $L=8$ et $MN=2$ ($M=1$, $N=2$).	75
4.16	Probabilité de fausse alarme des différents détecteurs en fonction du nombre de cellules noyées dans le fouillis pour $p_{fa}=10^{-4}$, $L=8$, $CNR=10$ dB et $MN=2$ ($M=1$, $N=2$).	76
5.1	Détecteurs CFAR distribués avec fusion de données.	78
5.2	Détecteurs CFAR flous proposés.	79
5.3	Probabilité de détection du FCA-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.	87
5.4	Probabilité de détection du FGO-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.	88
5.5	Probabilité de détection du FSO-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.	89
5.6	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.	90
5.7	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « minimum » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.	91
5.8	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « somme algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.	92
5.9	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « maximum » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.	93
5.10	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et pour $L=2$, 3 et 4 détecteurs.	94
5.11	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SCR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » dans le cas du bord de fouillis jusqu'au 6 ^{ème} cellule pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=1.2$ et pour $L=2$ détecteurs.	95
5.12	Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SCR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » dans le cas du bord de fouillis jusqu'au 6 ^{ème} cellule pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=1.2$ et pour $L=4$ détecteurs.	96
5.13	Comparaison des taux de fausse alarme des détecteurs CFAR flous proposée avec la règle de fusion « produit algébrique » en fonction du nombre des cellules noyées dans le fouillis pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=0.8$ et pour $L=2$ détecteurs.	97

Liste des tableaux

4.1	Le k^{eme} plus grand échantillon pour chaque schéma	63
-----	--	----

Liste des acronymes

ALC	Adaptive Linear Combined-CFAR
CA-CFAR	Cell-Averaging-CFAR
CDF	Cumulative Distribution Function
CFAR	Constant False Alarm Rate
CST	Cellule Sous Test
FCA-CFAR	Fuzzy Cell Averaging
F_d	Frequence doppler
PDF	Probability Density Function
F_e	Fréquence d'émission
FGO-CFAR	Fuzzy Greatest Of-CFAR
F_i	Fréquence intermédiaire
F_l	Fréquence locale
F_r	Fréquence de réception
FSO-CFAR	Fuzzy Smallest Of-CFAR
GGD	Generalized Gamma Distribution
GO-CFAR	Greatest Of-CFAR
GOSCA-CFAR	Generalized Ordered Statistics, Cell Averaging-CFAR
GSOSCA-CFAR	Generalised SOSCA-CFAR
ICR	Interference to Clutter Ratio
IID	Independent and Identically Distributed
K_c	fonction de Bessel
LO	Local Oscillator
MGF	Moment Generating Function
MIMO	Multi Input Multi Output
MN	Nombre de nœuds
MTI	Moving Target Indicator
OS-CFAR	Order Statistic-CFAR
OSCA-CFAR	OS and CA Greatest Of-CFAR
OSGO-CFAR	Ordered Statistics Greatest Of-CFAR
OSSO-CFAR	Ordered Statistics Smallest Of CFAR
OW-CFAR	Optimal Weibull-CFAR
P_d	Probabilité de détection
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
RHO	Coefficient de corrélation
R_x	Émetteur x
SCR	Signal to Clutter Ratio
SER	Surface Équivalente Radar
SISO	Single Input Single Output
SNR	Signal to Noise Ratio
SO-CFAR	Smallest Of-CFAR
SOSCA-CFAR	Smallest of OS and CA-CFAR
STALO	Stable Oscillator
T_r	Période de répétition
T_x	Récepteur x
UMPI	Uniformly Most Powerful Invariant

Chapitre 1

Introduction générale

1. Introduction
2. Organisation de la thèse

1.1 Introduction

Un des problèmes importants dans les systèmes radar est la détection automatique des cibles. Dans la détection automatique de radar, l'objectif est de détecter une cible en présence du bruit et du fouillis tout en maintenant un taux de fausse alarme constant. Des méthodes adaptatives ont été proposées pour analyser et perfectionner la détection radar. Les dispositifs utilisant ces méthodes sont appelés détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate).

Dans des situations pratiques, la distribution du fouillis de l'environnement peut ne pas être homogène. Cette non-homogénéité est dû soit à un bord de fouillis étendu ou à la présence de cibles interférentes. Ces deux cas de non homogénéité du fouillis qui peut se produire dans une situation réelle sont généralement utilisés pour vérifier la robustesse de l'algorithme de détection.

L'amplitude du fouillis découlant de la haute résolution et/ou d'un faible angle d'incidence du radar s'écarte de la distribution gaussienne. Dans de nombreuses études antérieures, de nombreuses distributions ont été proposées pour ajuster les données réelles. Parmi celles-ci, la distribution Weibull, la distribution log-normale, la distribution K, la distribution Pearson, la distribution Pareto ... etc.

Dans les systèmes radar à détection adaptative, le seuil fixe est remplacé par un seuil adaptatif afin d'optimiser la probabilité de détection en maintenant un taux de fausse alarme constant. Pour cela, Plusieurs détecteurs adaptatifs ont été proposés et analysés pour différents environnement de fouillis et dans des situations homogènes et non-homogènes (présence de plusieurs cibles interférentes ou de bord de fouillis). Chaque détecteur donne la meilleure performance pour une situation donnée, ce qui rend ce domaine reste vivant dont plusieurs méthodes de détection ont été proposées récemment.

L'intégration binaire est une technique d'intégration non-cohérente utilisée dans la chaîne de réception du signal radar pour améliorer la probabilité de détection. Cette technique fait la combinaison des signaux reçus pour différentes impulsions successives en faisant employer la technique de deux seuils de détection. Les performances de détection peuvent être également améliorées en utilisant des systèmes de

détection distribués. Dans ces systèmes de détection, chaque détecteur envoie soit une décision binaire soit de l'information condensée sur les observations disponibles au niveau du détecteur au centre de fusion, où une décision globale concernant la présence ou l'absence d'une cible est effectuée en utilisant des règles de fusion adéquates. Dans cette thèse, nous considérons la détection adaptative CFAR pour trois différents types de fusion de données dans des environnements Gaussiens et non-Gaussiens : dans la première partie de ce travail nous introduisons l'intégration binaire pour différents détecteurs dans un environnement homogène et non-homogène Weibull. Dans la deuxième partie nous présentons une généralisation de différents détecteurs CFAR pour les radars MIMO (Multi Input multi Output) dans un environnement homogène et non-homogène Gaussien. Dans la troisième partie de ce travail, nous analysons les performances des détecteurs CFAR distribués en utilisant des règles de fusion floues et cela dans un environnement homogène et non-homogène Weibull.

1.2 Organisation de la thèse

Cette thèse est organisée comme suit :

Dans le deuxième chapitre, nous exposons des définitions principales sur les systèmes radars et nous focalisons sur le principe de fonctionnement du radar à impulsions. Nous présentons les différents modèles statistiques de fouillis. Enfin, nous rappelons le principe de base de la détection adaptative CFAR et les différentes topologies de fusion de données utilisées afin d'améliorer la détection radar.

Le troisième chapitre est consacré à l'analyse des performances des détecteurs CFAR : CA-CFAR (Cell Averaging CFAR), GO-CFAR (Greatest Of CFAR), SO-CFAR (Smallest Of CFAR), SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA CFAR) et OSCAGO-CFAR (OS and CA CFAR Greatest Of) avec intégration binaire dans un environnement Weibull en supposant un paramètre de forme connu ; nous déduisons les expressions analytiques de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) dans un environnement homogène. Les résultats obtenus pour un environnement homogène et non-homogène (présence de cibles interférentes ou bord de fouillis) sont discutés et commentés.

Dans le quatrième chapitre, nous généralisons les détecteurs CFAR : GOSCA-CFAR (Generalized Ordered Statistics, Cell Averaging CFAR), OSGO-CFAR (Ordered Statistics Greatest Of CFAR) et OSSO-CFAR (Ordered Statistics Smallest Of CFAR) pour les radars MIMO. Nous développons des expressions analytiques de la Pfa et de la probabilité de détection (Pd) dans un environnement homogène Gaussien. Nous évaluons les performances de ces détecteurs pour un environnement homogène et non-homogène (présence de cibles interférents ou de bord de fouillis) et nous discutons les résultats obtenus.

Dans le cinquième chapitre, nous présentons l'analyse des performances des détecteurs flous FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR dans un environnement homogène et non homogène Weibull en supposant un paramètre de forme connu. Pour chaque détecteur nous déduisons des expressions analytiques de la fonction d'appartenance et nous calculons le seuil au centre de fusion de données. Des simulations dans le cas d'un environnement homogène et non homogène en appliquant les règles de fusion floues : "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique" en supposant L détecteurs au centre de fusion de données sont présentées et discutées.

Nous terminerons ce manuscrit par un sixième chapitre qui contient une conclusion générale et des suggestions pour d'éventuelles extensions à notre travail.

Chapitre 2

Les Systèmes Radars et techniques de détection adaptative CFAR.

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons la classification des radars et nous focalisons sur le principe de fonctionnement du radar à impulsions. Nous présentons les différents modèles statistiques de fouillis. Ensuite nous exposons le principe de base de la détection adaptative CFAR suivi par un état de l'art des détecteurs CFAR existants dans la littérature, ainsi que les différentes topologies de fusion des données utilisées afin d'améliorer la détection radar.

1. Introduction
2. Composantes principales d'un radar.
3. Classification des radars.
4. Principe de fonctionnement du Radar à impulsions.
5. Modèles statistiques de fouillis.
6. État de l'art de la détection CFAR et fusion des données.

2.1 Introduction

Le radar est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour détecter la présence et déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux ... etc. Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible et les échos de retour sont reçus et analysés par le récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur. La distance est obtenue grâce au temps d'un aller/retour du signal, la direction grâce à la position angulaire de l'antenne (directivité de l'antenne) où le signal de retour a été capté et la vitesse avec le décalage de fréquence du signal de retour généré selon l'effet Doppler. C'est-à-dire l'écho provenant d'une cible en mouvement produit un décalage en fréquence proportionnel à la vitesse radiale de la cible appelé fréquence Doppler.

2.2 Composantes principales d'un radar

Un radar émet de puissantes ondes électromagnétiques, produites par un émetteur et transmises par une antenne. Différentes façons d'émettre ces ondes existent. Les plus utilisées sont [1] :

- Les ondes pulsées, où le radar émet une impulsion et attend le retour.
- Les ondes à émission continue, où l'on émet continuellement à partir d'une antenne et on reçoit à l'aide d'une seconde.

Le radar est généralement constitué des composantes principales suivantes :

- L'émetteur qui produit des ondes électromagnétiques hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur.
- Le duplexeur, un commutateur électronique, dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission puis le signal de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception quand on utilise un radar mono-statique. Il permet donc d'utiliser la même antenne pour les deux fonctions.
- L'antenne dont le rôle est de diffuser l'onde électromagnétique vers la cible avec le minimum de perte. L'antenne est sollicitée tant en émission qu'en réception. Ces deux fonctions peuvent être cependant séparées entre deux antennes dans le cas des radars multistatiques.

- Le récepteur qui reçoit le signal réfléchi (cible – antenne – duplexeur), le fait émerger des bruits radios parasites, l’amplifié et le traité.
- Un étage de traitement de signal permettant de traiter le signal brut afin d’en extraire des données utiles à l’opérateur (détection, suivi et identification de cible ; extraction de paramètres météorologiques, océanographiques, etc.). Les données obtenues sont alors affichées aux utilisateurs.

2.3 Classification des radars

D’après la littérature et selon la position des émetteurs et des récepteurs on peut distinguer deux types de configurations principales du radar : le radar mono-statique où l’émetteur et le récepteur partagent une électronique et une antenne commune et le radar bi-statique où l’émetteur et le récepteur sont séparés [1, 2]. L’une et l’autre configuration offrent des avantages et des inconvénients : Dans une configuration mono-statique, le partage de l’électronique et de l’antenne permet de réduire l’encombrement et les coûts de synchronisation entre l’émetteur et le récepteur. En contrepartie, seul le signal rétrodiffusé par la cible est reçu par le radar. Dans une configuration bi-statique, la possibilité de positionner l’émetteur et le récepteur à volonté permet d’explorer d’autres configurations de réflexion permettant d’augmenter le volume d’informations disponibles sur la cible. En contrepartie, l’utilisation d’une configuration bi-statique demande une bonne synchronisation entre l’émetteur et le récepteur, et l’utilisation d’une géométrie d’acquisition moins triviale.

Les systèmes radar multistatiques se composent de plusieurs radar mono-statiques ou bi-statiques spatialement séparés avec de grandes distances par rapport aux dimensions des antennes, partageant un espace de couverture commun [3]. Ces systèmes sont, en fait, une généralisation des radars bi-statiques avec un ou plusieurs récepteurs traitant les informations de un ou plusieurs émetteurs situés sur des positions différentes. La diversité spatiale offerte par les systèmes multistatiques permet de visualiser différents aspects d’une cible simultanément. Le potentiel de gain d’information peut donner lieu à un certain nombre d’avantages par rapport aux systèmes conventionnels.

Une généralisation des systèmes radar multistatiques a été récemment proposée

et connue sous le nom de radar MIMO (Multiple Input Multiple Output). Ces systèmes emploient plusieurs émetteurs M et plusieurs récepteurs N simultanément. Chaque récepteur reçoit l'écho de tous les signaux transmis par les M émetteurs [4].

La différence entre les deux techniques, multistatique et MIMO, est que : en émission les émetteurs transmettent la même forme d'onde pour les radar multistatiques, par contre M formes d'ondes orthogonales (pour qu'elles seront séparables à la réception) sont transmises pour les radar MIMO. En réception et dans la phase de décision, une décision globale est faite au niveau d'un centre de fusion de données selon les décisions locales de chaque détecteur CFAR par une règle de fusion adéquate pour les radar multistatiques, alors que les radar MIMO emploient toutes les données ou les informations acquises concernant la cible en traitant simultanément les signaux reçus de chaque récepteur pour faire une simple décision concernant la présence ou l'absence du cible.

2.4 Principe de fonctionnement du Radar à impulsions

Le radar à impulsions est un radar mono-statique où une seule antenne est utilisée pour l'émission et la réception, c'est le radar le plus employé en pratique. Un schéma synoptique d'un radar à impulsions est représenté sur la Figure. 2.1. Le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions consiste en l'émission d'un train d'impulsions brèves et puissantes produites par un émetteur. A partir d'un oscillateur stable, STALO (stable oscillator) qui oscille à la fréquence intermédiaire F_i du récepteur et d'un autre oscillateur dit local LO (local oscillator) de fréquence F_l et par battement des deux fréquences F_i et F_l , il y a formation de l'onde d'émission à la fréquence F_e (fréquence d'émission). Ensuite, le signal hyperfréquence est découpé en impulsions de durée τ à une fréquence $F_r = 1/T_r$ où T_r est la période de répétition par le biais d'un interrupteur électronique commandé par un signal de même durée et de même fréquence. Ces impulsions sont amplifiées et envoyées au duplexeur qui les dirige à son tour vers l'antenne directive.

A la réception, par mélange du signal reçu de fréquence $F_e \pm F_d$, où F_d est la fré-

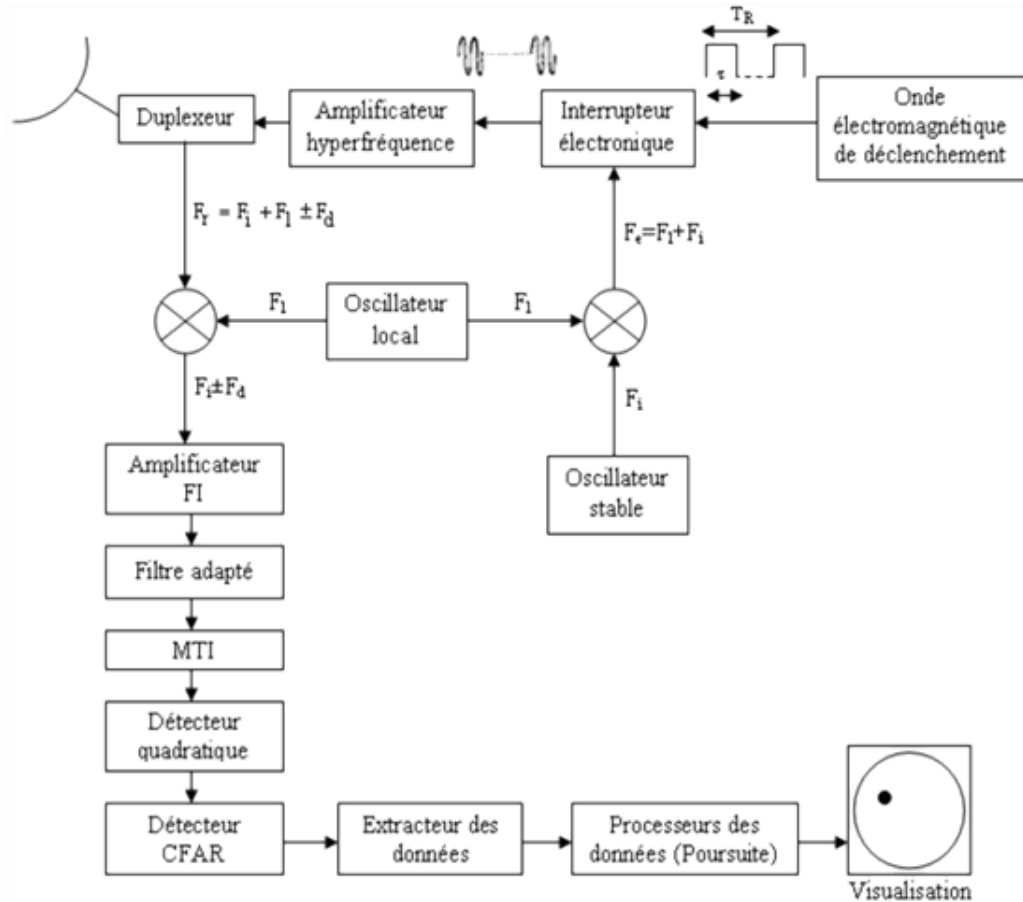


FIGURE 2.1 – Schéma synoptique d'un radar à impulsions.

quence Doppler et du signal fourni par l'oscillateur local, nous obtenons un signal à la fréquence intermédiaire $F_i \pm F_d$. Ce dernier subit encore une amplification avant d'être filtré de façon optimale, par un filtre adapté à la forme de l'impulsion émise de durée τ . Ce filtre a aussi le rôle de maximiser le SCR (Signal to Clutter Ratio). La sortie du filtre adapté est un signal à bande étroite centré sur la fréquence intermédiaire F_i . Le traitement MTI (Moving Target Indicator) a pour rôle de séparer les objets fixes des objets mobiles en se basant sur le fait que leurs vitesses radiales sont différentes et donc qu'ils se distinguent par leur effet Doppler. Le traitement MTI est appliqué aux composantes en phase et en quadrature de phase du signal reçu. Le signal résultant est appliqué à un détecteur quadratique, formé d'un canal en phase (I) et d'un canal en quadrature de phase (Q) dans le but de détecter l'enveloppe du signal utile. Ainsi, le signal écho est échantillonné puis stocké dans des registres à

décalage formant un nombre fini de cellules, dites cellules de référence entourant la cellule sous test (CST). Ensuite, le détecteur CFAR est appliqué afin de décider la présence ou l'absence de la cible dans la CST.

Finalement, pour que l'opérateur puisse tirer les informations collectées par le radar (distance, site, azimute et hauteur), il faut avoir un système qui facilite la lecture représentée par un écran.

2.5 Modèles statistiques de fouillis

L'une des fonctions principales d'un radar est de détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant. Ce bruit qui perturbe alors la qualité de détection provient généralement de l'électronique du radar. Dans ce cas, il s'agit du bruit dit "bruit thermique", modélisé à juste titre comme du bruit blanc gaussien. Dans certains cas, le radar doit également faire face à l'environnement situé autour de la cible à détecter : c'est le cas par exemple des radars terrestres de surveillance du sol qui scrutent l'horizon. Ceux-ci sont alors perturbés par des échos indésirables dus aux réflecteurs constitutifs du sol ou de la mer. Ces signaux parasites sont généralement assimilés à du bruit aléatoire se superposant au bruit thermique, et constituent ce que l'on nomme "le fouillis" [5].

Il est connu que pour les radars à haute résolution et/ou à faibles angles d'incidence (grazing angle), les statistiques du fouillis sont trouvées être non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, plusieurs distributions ont été proposées pour modéliser les statistiques du fouillis des données acquises de différents environnements tels que la distribution Weibull, la distribution Log-Normal, la distribution Gamma, la distribution K et la distribution Pareto.

2.5.1 Le modèle Weibull

La fonction de densité de probabilité (Probability Density Function PDF) de la loi Weibull est donnée par [6,7] :

$$f(x) = bcx^{c-1}exp^{-bx^c}; x \geq 0 \quad (2.1)$$

Où, b et c sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = (1/b)^{n/c} \Gamma(1 + n/c) \quad (2.2)$$

$\Gamma(\cdot)$: Représente la fonction gamma. Pour $c = 1$ et $c = 2$, la distribution Weibull est identique aux distributions Exponentielle et Rayleigh respectivement.

2.5.2 Le modèle Log-Normal

La PDF de la distribution Log-Normal est donnée par [8,9] :

$$f(x) = 1/(\sqrt{2\pi}x) \exp^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}}; \quad (2.3)$$

Où, la moyenne μ et l'écart type σ de $\ln(x)$ représentent respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = \exp^{n\mu + n^2/2\sigma^2} \quad (2.4)$$

2.5.3 Le modèle Gamma

La PDF de la distribution Gamma est donnée par [10,11] :

$$f(x) = \frac{x^{c-1}}{b^c} \Gamma(c) \exp^{-x/b}; \quad (2.5)$$

Où, b et c sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = b^n \frac{\Gamma(c + n/b)}{\Gamma(c)} \quad (2.6)$$

2.5.4 Le modèle K

C'est un modèle Gaussien composé (Compound Gaussian), où l'amplitude du fouillis est donnée par le produit de deux variables aléatoires : l'une suit une loi

Rayleigh appelée Speckle et l'autre suit une loi Gamma appelée Texture, utilisé généralement pour modéliser le fouillis de mer. La PDF de la distribution K est donnée par [12, 13] :

$$f(x) = \frac{2}{b\Gamma(c+1)} \left(\frac{x}{2b}\right)^{c+1} K_c\left(\frac{x}{2b}\right); \quad (2.7)$$

Où $K_c(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = \frac{1}{b^n} \frac{\Gamma(c+n/2)}{\Gamma(c)} \Gamma(n/2+1) \quad (2.8)$$

2.5.5 Le modèle Pareto

Ce modèle est récemment introduit pour modéliser les données expérimentales acquises par les radars à haute résolution et/ou à faibles angles d'incidence [14]. La PDF de la distribution Pareto est donnée par [15] :

$$f(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}; x > \beta, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (2.9)$$

Où, α et β sont respectivement le paramètre de forme et le paramètre d'échelle. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du fouillis est donné par :

$$E[x^n] = \frac{\alpha\beta^\alpha}{\alpha-n}; \quad (2.10)$$

2.6 État de l'art de la détection CFAR et fusion des données

Le problème de la détection pour les systèmes radars peut se formuler comme un test d'hypothèse binaire. Pour l'hypothèse H_0 , la cible est déclarée absente et le signal ne contient que le fouillis seulement. Sous l'hypothèse H_1 , la cible est déclarée présente et le signal contient la cible et le fouillis. Pratiquement, les statistiques du signal reçu ne sont pas connus a priori. Pour cela, la règle de décision la plus utilisée

est celle de Neyman-Pearson. [1]

Dans les systèmes radar, pour détecter des cibles dans un environnement bruité (bruit thermique inévitable, cibles interférentes et/ou bord de fouillis), un seuil adaptatif est déterminé afin d'obtenir une probabilité de fausse alarme désirée constante. Cette méthode est connue sous le nom de détection à taux de fausse alarme constant.

2.6.1 État de l'art de la détection CFAR

La détection adaptative CFAR utilise une estimation locale en se basant sur le contenu des cellules de référence de part et d'autre de la cellule sous test CST Figure. 2.2. Proposé par Finn and Johnson [16], le détecteur CA-CFAR (Cell-Averaging CFAR) est le premier détecteur adaptatif proposé pour les systèmes radar. Ce détecteur estime la puissance du fouillis de la cellule sous test par la moyenne du contenu des cellules de référence. Les performances de ce détecteur sont optimales pour un fouillis homogène où les cellules de références contiennent des observations indépendantes et identiquement distribuées (IID). Dans une situation pratique, l'environnement est généralement non homogène à cause de la présence de cibles interférentes et/ou de bords de fouillis dans la fenêtre de référence. Par conséquent, il ya une diminution significative de la performance pour ce détecteur lorsque l'hypothèse d'environnement homogène n'est pas remplie [17].

En présence de bord de fouillis, Hansen [18] a proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of CFAR) qui donne de meilleures performances par rapport au détecteur CA-CFAR. Ce détecteur estime le contenu de la cellule sous test CST par la plus grande somme du contenu des deux sous fenêtre en amont et en aval. En présence des cibles interférentes, les performances de ce détecteur se dégradent. Dans ce cas, Trunk [19], a suggéré l'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of CFAR) pour lequel le contenu de la cellule sous test CST est estimé par la plus petite somme du contenu des deux sous fenêtre en amont et en aval.

La statistique d'ordre est l'une des solutions proposées pour améliorer la détection dans un environnement à plusieurs cibles. Pour cela, Rohling [20] a proposé le détecteur OS-CFAR (Ordered Statistics-CFAR). Ce détecteur a de meilleures performances dans un environnement de plusieurs cibles. Néanmoins, le détecteur

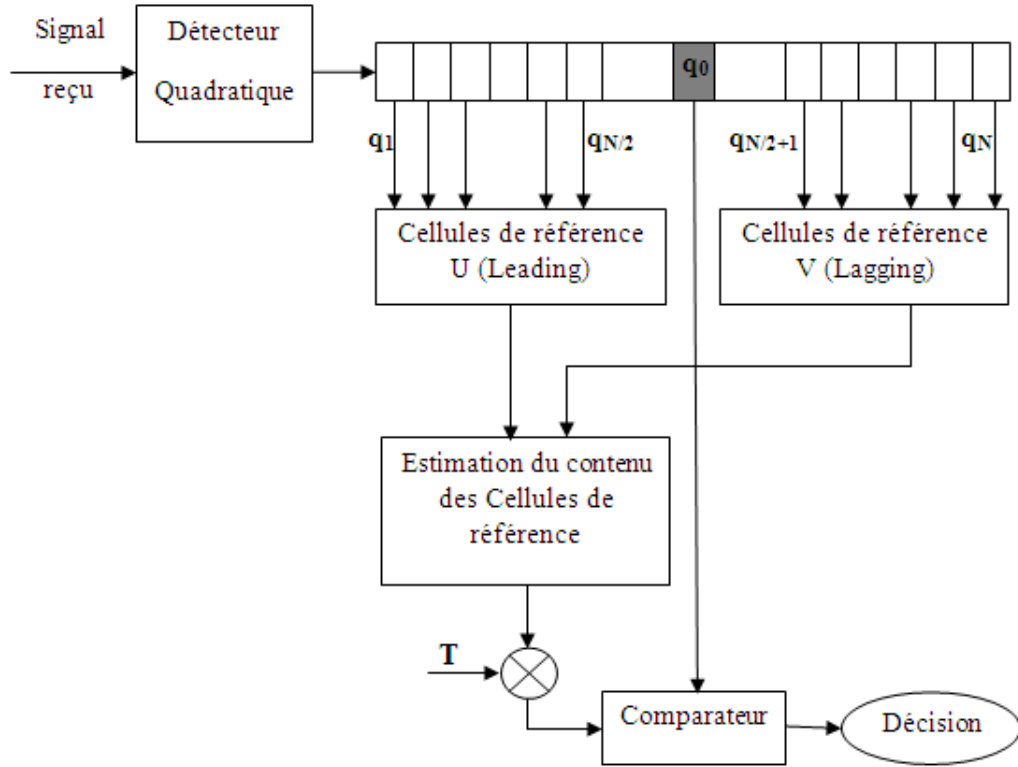


FIGURE 2.2 – Schéma block de la détection adaptative CFAR.

OS-CFAR présente une certaine perte de performances de détection dans un environnement homogène par rapport au détecteur CA-CFAR.

Différentes variantes du détecteur OS-CFAR ont été proposées et analysées pour surmonter des situations à plusieurs cibles interférentes; le GOSCA-CFAR (Generalized Ordered Statistics, Cell Averaging CFAR) [21], le OSGO-CFAR (Ordered Statistics Greatest Of CFAR) et le OSSO-CFAR (Ordered Statistics Smallest Of-CFAR) [22].

D'autres détecteurs ont également été proposés dans le but est de synthétiser les avantages des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR; le MOSCA-CFAR (Mean of OS and CA-CFAR) [23], le OSCAGO-CFAR (OS and CA Greatest Of-CFAR) [24], le SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA-CFAR) [25], le GSOSCA-CFAR (Generalised SOSCA-CFAR) [26] et le ALC-CFAR (Adaptive Linear Combined-CFAR) [17]. Ces détecteurs donnent des performances améliorées pour des environnement non-homogènes.

Les détecteurs cités précédemment sont analysés pour le cas d'une seule impul-

sion. Dans les situations pratiques, la transmission d'impulsions multiples est utilisée pour résoudre le problème de l'atténuation de la puissance du signal dans le cas mono-impulsion et améliorer la détection CFAR en faisant introduire la technique d'intégration d'impulsions dans la chaîne de détection. Cette technique est soit cohérente où l'intégration est réalisée avant le détecteur d'enveloppe ou non-cohérente où l'intégration est réalisée après le détecteur d'enveloppe.

L'intégration binaire est une approche non-cohérente qui emploie la technique de deux seuils de détection. Dans un premier temps une décision préliminaire est prise concernant chaque écho réfléchi par la cible et une seconde décision sur l'ensemble des décisions préliminaires. Dans ce contexte, Gini et al. [27] ont analysé un système de détection CFAR distribuée avec une topologie de fusion parallèle où chaque détecteur locale utilise une intégration binaire. Meng [28–30] a évalué les performances des détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre; l'OSGO-CFAR, l'OSSO-CFAR et l'OS-CFAR avec intégration binaire dans un fouillis Weibull homogène et non-homogène. Dans [31, 32] Meziani et Soltani ont analysé les performances des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire dans un fouillis homogène Pearson. Récemment, Baadeche et Soltani [33] ont analysé des détecteurs CFAR à niveau moyens dans un fouillis Weibull homogène et non-homogène avec intégration binaire.

2.6.2 Fusion des données

Les performances de détection peuvent également être améliorée en utilisant des systèmes de détection distribués. Dans ces systèmes, chaque détecteur envoie au centre de fusion soit une décision binaire soit l'information condensée sur les observations disponibles au niveau du détecteur. Ensuite, une décision globale concernant la présence d'une cible est effectuée en utilisant des règles de fusion binaires.

La détection de cibles dans les radars MIMO a fait l'intérêt de plusieurs travaux. Fischler et al. [34] ont analysé le détecteur optimal dans le sens de Neyman-Pearson et ils ont dérivé le détecteur UMPI (Uniformly Most Powerful Invariant) pour les radars MIMO statistique en présence d'un bruit blanc gaussien avec variance inconnue.

Dans [35], les auteurs ont généralisé le détecteur CA-CFAR pour les radars MIMO WSA dans un environnement homogène de distribution K. La performance de détection a été analysée pour les radars MIMO dans un bruit non gaussien dans [36–38]. Janatian [39] a généralisé le CA-CFAR, le SO-CFAR, l’OS-CFAR et l’ACMLD-CFAR (Automatique Censored Mean Level Detecteur) pour les radars MIMO largement séparées dans un fouillis Gaussien homogène et non homogène (présence de cibles interférentes). Récemment, Baadeche et Soltani [40] ont généralisés le GOS-CACFAR, l’OSGO-CFAR et l’OSSO-CFAR pour les radars MIMO largement séparées dans le sens du Neyman-Pearson avec trois schémas différents. Ils ont obtenu des expressions analytiques pour la Pfa et la Pd dans un fouillis homogène en supposant un modèle de bruit blanc gaussien.

La fusion floue est une technique qui, à l’aide des règles floues au centre de fusion des données, améliore les performances de détection. Introduite initialement par Leung et Minett [41], le seuil binaire (0 ou 1) est remplacé par un seuil floue continue sur l’intervalle [0, 1]. Ce seuil, qui transforme l’espace des observations en un espace de fausse alarme, représente le degré d’appartenance à la classe «présence» ou «absence» de la cible dans la cellule sous test (CST). Dans [42, 43], Hammoudi et Soltani ont analysé les détecteurs distribués CA-CFAR et OS-CFAR en utilisant des règles de fusion floues et un centre de fusion dans un fouillis Rayleigh. Dans le même contexte, Meziani et Soltani [44] ont analysé les performances des détecteurs distribués FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR avec un centre de fusion de données floue en présence d’un fouillis homogène Pearson, où le système de détection est formé par L détecteurs CFAR floues et en utilisant les règles floues "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique" au centre de fusion des données.

Dans le chapitre prochain, nous analysons les performances des détecteurs CFAR avec intégration binaire dans un environnement Weibull.

Chapitre 3

Analyse des performances des détecteurs CFAR basés sur la moyenne arithmétique avec intégration binaire dans un environnement Weibull.

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons l'analyse des performances des détecteurs CFAR : CA-CFAR (Cell Averaging CFAR), GO-CFAR (Greatest Of CFAR), SO-CFAR (Smallest Of CFAR), SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA CFAR) et OSCAGO-CFAR (OS and CA CFAR Greatest Of) avec intégration binaire dans un environnement Weibull en supposant un paramètre de forme connu ; nous déduisons les expressions mathématiques de la probabilité de fausse alarme pour les différents détecteurs dans un environnement homogène. Ensuite nous discutons les résultats obtenus pour un environnement homogène et non-homogène (présence de cibles interférentes ou bord de fouillis). Et nous terminerons par une conclusion.

1. Introduction
2. Modèles mathématiques pour un environnement homogène.
3. Résultats et discussions.
4. Conclusion.

3.1 Introduction

L'intégration binaire ou la détection S parmi M où le rang S s'étend de 1 à M est une technique de fusion dont les opérateurs de fusion booléens 'OU' (S = 1) et 'ET' (S = M) sont des cas particuliers. L'intégrateur binaire utilise une technique de seuillage en deux étapes : Dans la première étape, une décision binaire préliminaire est effectuée sur chaque impulsion séparément et une seconde décision est prise sur les M décisions : une cible est déclarée comme étant présente dans la cellule sous test (CST), si il ya au moins S décisions successives de détections parmi les M décisions binaires [45].

3.2 Modèles mathématiques pour un environnement homogène

Le schéma du principe pour la détection CFAR avec intégration binaire est représenté sur la Figure. 3.1. Supposant que M impulsions successives atteignent la cible dans la même cellule sous test (CST) en porté, l'intégration binaire se réfère à la technique qui traite chaque écho d'impulsion séparément. Les décisions binaires D_i , $i = 1, \dots, M$ sont ensuite intégrées et la décision finale D est prise selon une règle de décision « S parmi M ». Le signal reçu est échantillonné en portée par (N + 1) cellules de résolution (N/2 échantillons pour la sous-fenêtre en amont et N/2 pour la sous-fenêtre en aval) résultant en M * (N + 1) observations. Nous supposons que les échos des impulsions pour chaque cellules de résolution sont indépendants d'une cellule à une autre et d'une impulsion à une autre, et sont identiquement distribués selon la distribution Weibull. La PDF et la fonction de distribution cumulative (CDF) des échantillons à la sortie du détecteur quadratique sont donnés respectivement par [46].

$$f(t) = bct^{c-1}exp^{-bt^c}; t \geq 0 \quad (3.1)$$

et

$$F(t) = 1 - exp^{-bt^c}; t \geq 0 \quad (3.2)$$

Où, b et c sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme.

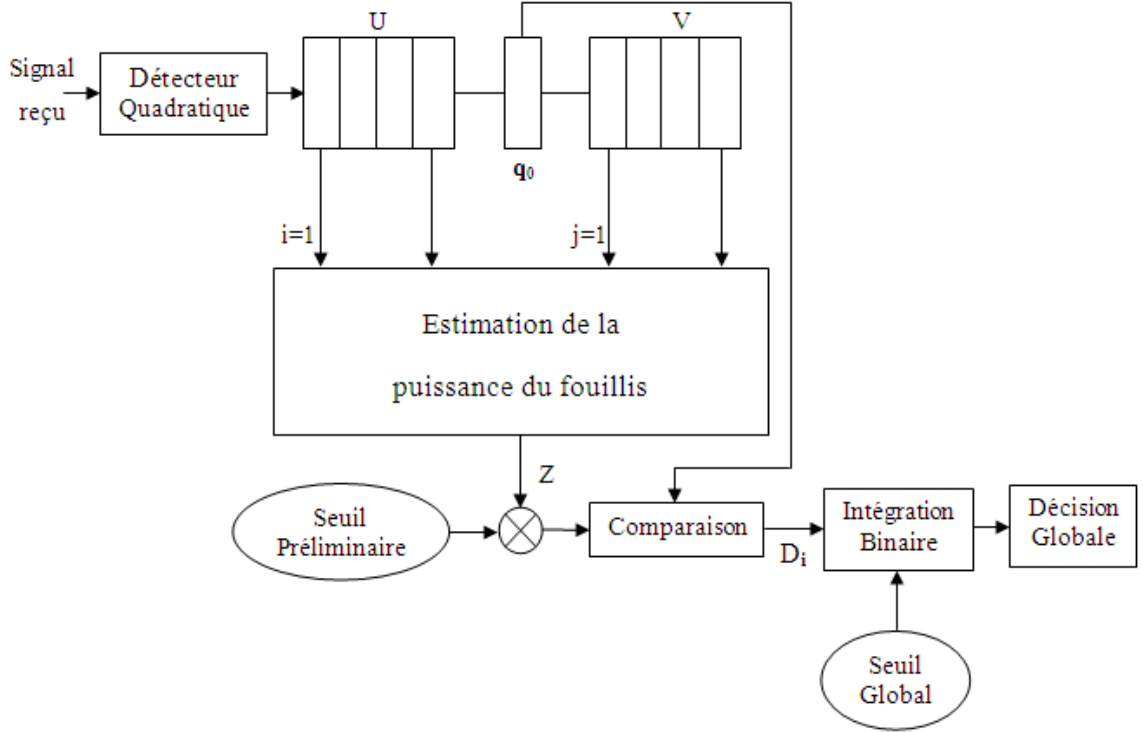


FIGURE 3.1 – Schéma bloc des détecteurs CFAR avec intégration binaire.

Dans ce chapitre nous analysons les performances des détecteurs CA-CFAR (Cell Averaging CFAR), GO-CFAR (Greatest Of CFAR), SO-CFAR (Smallest Of CFAR), SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA CFAR) et OSCAGO-CFAR (OS and CA CFAR Greatest Of) avec intégration binaire dans un environnement Weibull en supposant un paramètre de forme connu.

3.2.1 Analyse du détecteur CA-CFAR

Dans [47], une approximation a été proposée pour la distribution de la somme de n variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées selon la distribution Weibull. Cette approximation est de type Gamma Généralisée (Generalised Gamma distribution) où la PDF et la CDF de cette distribution sont données respectivement par :

$$f_N(t) = \frac{rcb^N}{\Gamma(N)} (rt)^{Nc-1} \exp^{-b(rt)^c}; \quad (3.3)$$

et

$$F_N(t) = \frac{\gamma(N, b(rt)^N)}{\Gamma(N)}; \quad (3.4)$$

$$r = \frac{\Gamma(N + \frac{1}{c})}{N\Gamma(N)\Gamma(1 + \frac{1}{c})}$$

où, Γ est la fonction gamma, γ est la fonction gamma incomplète et b et c sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme.

Utilisant cette approximation, Dong [47] a déduit l'expression de la Pfa pour le détecteur CA-CFAR mono-impulsion et il a démontré par moyen de simulation que ce détecteur atteint approximativement les mêmes performances que le OW-CFAR (Optimal Weibull-CFAR) [48].

L'expression de la Pfa pour chaque impulsion est donnée par :

$$P_{\text{fa1CA}} = \int_0^{\infty} f_N(z) P_r\{v \geq Tz | H_0\} dz \quad (3.5)$$

$$P_{\text{fa1CA}} = \frac{1}{[1 + (\frac{T}{r})^c]^N} \quad (3.6)$$

Dans le cas où $c = 1$ (la distribution exponentielle) l'équation (3.6) conduit à la formule connue du détecteur CA-CFAR.

La Pfa du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire est donnée par la formule suivante :

$$P_{\text{fa}} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} (P_{\text{fa1CA}})^i (1 - P_{\text{fa1CA}})^{M-i} \quad (3.7)$$

En utilisant le développement binomial, nous obtenons :

$$P_{\text{fa}} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} \sum_{j=0}^{M-i} \binom{M-i}{j} (-1)^j \left[\frac{1}{(1 + (\frac{T}{r})^c)^{N(i+j)}} \right] \quad (3.8)$$

3.2.2 Analyse du détecteur GO-CFAR

Dans le détecteur GO-CFAR, l'estimation de la puissance du bruit utilise la valeur maximale des deux sommes calculées pour les deux sous-fenêtres en amont (leading window) et en aval (lagging window) de la cellule sous test (CST) $Z=$

$\max(X,Y)$, la PDF de Z est donnée par :

$$f_Z(z) = 2f_X(z)F_X(z) \quad (3.9)$$

où

$$f_X(z) = \frac{rcb^{N/2}}{\Gamma(N/2)}(rz)^{(N/2)c-1}exp(-b(rz)^c) \quad (3.10)$$

et

$$\begin{aligned} f_X(z) &= \int_0^\infty f_X(t)dt \\ &= \frac{\gamma(N/2, b(rz)^c)}{\Gamma(N/2)} \end{aligned} \quad (3.11)$$

L'expression de la Pfa pour chaque impulsion pour le détecteur GO-CFAR est donnée par :

$$P_{fa1GO} = \int_0^\infty f_Z(z)P_r\{V \geq Tz|H_0\}dz \quad (3.12)$$

$$P_{fa1GO} = \int_0^\infty exp(-b(Tz)^c)f_Z(z)dz \quad (3.13)$$

$$P_{fa1GO} = \frac{2}{[1 + (\frac{T}{r})^c]^{N/2}} - \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \frac{2}{(2 + (\frac{T}{r})^c)^{\frac{N}{2}+i}} \quad (3.14)$$

Notez que pour $c = 1$ (la distribution exponentielle), (3.14) conduit au résultat obtenu dans [49].

La Pfa du détecteur GO-CFAR avec intégration binaire est donnée par :

$$P_{fa} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} (P_{fa1GO})^i (1 - P_{fa1GO})^{M-i} \quad (3.15)$$

3.2.3 Analyse du détecteur SO-CFAR

Dans le détecteur SO-CFAR, l'estimation de la puissance du bruit utilise la valeur minimale des deux sommes calculées pour les deux sous-fenêtres en amont et en aval

de la cellule sous test (CST) $Z = \min(X, Y)$, la PDF de Z est donnée par :

$$f_Z(z) = 2f_X(z)(1 - F_X(z)) \quad (3.16)$$

$$f_Z(z) = 2f_X(z) - 2f_X(z)F_X(z)$$

$$f_{ZSO}(z) = 2f_{ZCA}(z) - f_{ZGO}(z)$$

Par conséquent, la Pfa du détecteur SO-CFAR pour chaque impulsion est donnée par :

$$P_{fa1SO} = 2P_{fa1CA} - P_{fa1GO} \quad (3.17)$$

Notez que la Pfa du détecteur CA-CFAR utilisé dans cette expression est calculée selon un nombre de cellules de référence égal à $N/2$.

$$P_{fa1SO} = \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \frac{2}{(2 + (\frac{T}{r})^c)^{\frac{N}{2}+i}} \quad (3.18)$$

Dans le cas où $c = 1$ (distribution exponentielle), l'équation (3.18) est en accord avec le résultat obtenu dans [49].

La Pfa du détecteur SO-CFAR avec intégration binaire est donnée par :

$$P_{fa} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} (P_{fa1SO})^i (1 - P_{fa1SO})^{M-i} \quad (3.19)$$

3.2.4 Analyse du détecteur OSCAGO-CFAR

Dans ce détecteur, l'estimation de la puissance du bruit est basée sur la valeur maximale des deux estimateurs locaux (OS-CFAR et CA-CFAR) $Z = \max(X, Y)$, où le détecteur OS-CFAR est employé dans la sous-fenêtre en amont (leading window) et le détecteur CA-CFAR dans la sous-fenêtre en aval (lagging window) de la cellule sous test (CST) et le CA-CFAR utilise la moyenne au lieu de la somme. La PDF de Z est donnée par :

$$f_Z(z) = f_X(z)F_Y(z) + F_Y(z)f_X(z) \quad (3.20)$$

Utilisant la formule suivante [50] :

$$f\left(\frac{x}{N}\right) = Nf(NX) \quad (3.21)$$

la PDF et la CDF pour le détecteur CA-CFAR sous un environnement Weibull utilisant la moyenne sont données par :

$$f_X(z) = \frac{rcNb^{N/2}}{2\Gamma(N/2)} \left(\frac{rN}{2}z\right)^{(N/2)c-1} \exp(-b\left(\frac{rN}{2}z\right)^c) \quad (3.22)$$

$$F_X(z) = \frac{\gamma\left(\frac{N}{2}, b\left(\frac{rN}{2}z\right)^c\right)}{\Gamma(N/2)} \quad (3.23)$$

Pour le détecteur OS-CFAR la PDF et la CDF sous un environnement Weibull sont données par :

$$f_Y(z) = k \binom{N/2}{k} bcz^{c-1} [\exp(-bz^c)]^{\frac{N}{2}-k+1} [1 - \exp(-bz^c)]^{k-1} \quad (3.24)$$

$$F_Y(z) = \sum_{i=k}^{N/2} \binom{N/2}{i} [\exp(-bz^c)]^{\frac{N}{2}-i} [1 - \exp(-bz^c)]^i \quad (3.25)$$

La Pfa pour le détecteur OSCAGO-CFAR pour chaque impulsion est donnée par :

$$\begin{aligned} P_{\text{fa1OSCAGO}} &= \int_0^{\infty} f_Z(z) P_r\{v \geq Tz | H_0\} dz = \int_0^{\infty} \exp(-b(Tz)^c) f_Z(z) dz \\ P_{\text{fa1OSCAGO}} &= \int_0^{\infty} \frac{bck}{\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)} \binom{N/2}{k} z^{c-1} \gamma\left(\frac{N}{2}, b\left(\frac{rN}{2}z\right)^c\right) [\exp(-bz^c)]^{\frac{N}{2}-k+Tc+1} \\ &\quad \times [1 - \exp(-bz^c)]^{k-1} \\ &\quad + \int_0^{\infty} \frac{rcNb^{\frac{N}{2}}}{2\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)} \left(\frac{rN}{2}z\right)^{\frac{Nc}{2}-1} \exp(-b\left(\frac{rN}{2}z\right)^c) \sum_{i=k}^{N/2} \binom{N/2}{i} [\exp(-b(z)^c)]^{\frac{N}{2}-i} \\ &\quad \times [1 - \exp(-bz^c)]^i dz \end{aligned} \quad (3.26)$$

$$P_{\text{fa1OSCAGO}} = I1 + I2$$

Posant $t = bz^c$

$$I1 = \frac{k}{\gamma(\frac{N}{2})} \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \int_0^{\infty} \binom{k-1}{i} (-1)^i \gamma(\frac{N}{2}, b(\frac{rN}{2}z)^c) \\ \times \exp(-(\frac{N}{2} - k + i + T^c + 1)t) dt$$

En utilisant l'intégrale [51]

$$\int_0^{\infty} e^{-cx} \gamma(a, bt) dt = \frac{1}{c} \left(\frac{b}{b+c}\right)^a \Gamma(a)$$

$$I1 = k \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} (-1)^i \frac{1}{\frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \\ \times \left[\frac{(\frac{rN}{2})^c}{(\frac{rN}{2})^c + \frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \right]^{\frac{N}{2}} \quad (3.27)$$

$$I2 = \frac{(\frac{rN}{2})^{\frac{N}{2}c}}{\gamma(\frac{N}{2})} \int_0^{\infty} t^{\frac{N}{2}-1} \sum_{i=K}^{\frac{N}{2}} \binom{N/2}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \\ \times \exp(-(\frac{N}{2} - i + j + (\frac{rN}{2})^c + T^c)t) dt$$

$$I2 = \left(\frac{rN}{2}\right)^{\frac{N}{2}c} \sum_{i=K}^{\frac{N}{2}} \binom{N/2}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left[\frac{1}{\frac{N}{2} - i + j + (\frac{rN}{2})^c + T^c} \right]^{\frac{N}{2}} \quad (3.28)$$

Finalement, la Pfa du détecteur OSCAGO-CFAR pour chaque impulsion est donnée

par :

$$\begin{aligned}
P_{\text{fa1OSCAGO}} &= k \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} (-1)^i \frac{1}{\frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \\
&\quad \times \left[\frac{\left(\frac{rN}{2}\right)^c}{\left(\frac{rN}{2}\right)^c + \frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \right]^{\frac{N}{2}} \\
&\quad + \left(\frac{rN}{2}\right)^{\frac{N}{2}c} \sum_{i=K}^{\frac{N}{2}} \binom{N/2}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left[\frac{1}{\frac{N}{2} - i + j + \left(\frac{rN}{2}\right)^c + T^c} \right]^{\frac{N}{2}}
\end{aligned} \tag{3.29}$$

Dans le cas où $c = 1$ (distribution exponentielle), l'équation (3.29) est en accord avec le résultat obtenu dans [24].

La Pfa du détecteur OSCAGO-CFAR avec intégration binaire est donnée par :

$$P_{\text{fa}} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} (P_{\text{fa1OSCAGO}})^i (1 - P_{\text{fa1OSCAGO}})^{M-i} \tag{3.30}$$

3.2.5 Analyse du détecteur SOSCA-CFAR

Dans le détecteur SOSCA-CFAR, l'estimation de la puissance du bruit est basée sur le minimum des deux estimateurs locaux (OS-CFAR et CA-CFAR) $Z = \min(X, Y)$, où le détecteur OS-CFAR est employé dans la sous-fenêtre en amont de la cellule sous test (CST) et le détecteur CA-CFAR dans l'autre sous-fenêtre et le CA-CFAR utilise la moyenne au lieu de la somme. La PDF de Z est donnée par :

$$f_Z(z) = f_X(z)(1 - F_Y(z)) + f_Y(z)(1 - F_X(z)) \tag{3.31}$$

où $f_X(z)$, $F_X(z)$, $f_Y(z)$ et $F_Y(z)$ sont donnés par les équations (3.22), (3.23), (3.24) et (3.25) respectivement.

$$f_{\text{ZSOSCA}}(z) = f_X(z) + f_Y(z) - f_{\text{ZOSCAGO}}(z) \tag{3.32}$$

Par conséquent, la Pfa du détecteur SOSCA-CFAR pour chaque impulsion est

donnée par :

$$\begin{aligned} P_{\text{fa1SOSCA}} &= \int_0^{\infty} \exp(-b(Tz)^c) f_X(z) dz + \int_0^{\infty} \exp(-b(Tz)^c) f_Y(z) dz \\ &\quad - P_{\text{fa1OSCA}} \end{aligned} \quad (3.33)$$

$$\begin{aligned} I1 &= \int_0^{\infty} \exp(-b(Tz)^c) f_X(z) dz \\ &= \frac{rcNb^{\frac{N}{2}}}{2\Gamma(\frac{N}{2})} \int_0^{\infty} \left(\frac{rN}{2}z\right)^{\frac{N}{2}c-1} \exp(-\left(\frac{rN}{2}\right)^c + T^c)bz^c) dz \end{aligned}$$

En faisant le changement de variable $t = bz^c$

$$I1 = \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{2T}{rN}\right)^c\right)^N} \quad (3.34)$$

$$\begin{aligned} I2 &= \int_0^{\infty} \exp(-b(Tz)^c) f_Y(z) dz \\ &= bck \binom{\frac{N}{2}}{k} \int_0^{\infty} z^{c-1} \exp(-\left(\frac{N}{2} - k + 1 + T^c\right)bz^c) [1 - \exp(-bz^c)]^{k-1} dz \end{aligned}$$

En faisant le changement de variable $t = bz^c$

$$I2 = k \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} (-1)^i \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{2T}{rN}\right)^c\right)^N} \quad (3.35)$$

Finalement, la Pfa du détecteur SOSCA-CFAR pour chaque impulsion est donnée par :

$$P_{\text{fa1SOSCA}} = I1 + I2 - P_{\text{fa1OSCA}}$$

$$\begin{aligned}
P_{\text{fa1SOSCA}} = & \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{2T}{rN}\right)^c\right)^N} + k \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} (-1)^i \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{2T}{rN}\right)^c\right)^N} \\
& - k \binom{N/2}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \binom{k-1}{i} (-1)^i \frac{1}{\frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \\
& \times \left[\frac{\left(\frac{rN}{2}\right)^c}{\left(\frac{rN}{2}\right)^c + \frac{N}{2} - k + i + T^c + 1} \right]^{\frac{N}{2}} \\
& + \left(\frac{rN}{2}\right)^{\frac{N}{2}c} \sum_{i=K}^{\frac{N}{2}} \binom{N/2}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left[\frac{1}{\frac{N}{2} - i + j + \left(\frac{rN}{2}\right)^c + T^c} \right]^{\frac{N}{2}} \quad (3.36)
\end{aligned}$$

Dans le cas où $c = 1$ (distribution exponentielle), l'équation (3.36) est la même que celle obtenu dans [25]. La Pfa du détecteur SOSCA-CFAR avec intégration binaire est donnée par :

$$P_{\text{fa}} = \sum_{i=s}^M \binom{M}{i} (P_{\text{fa1SOSCA}})^i (1 - P_{\text{fa1SOSCA}})^{M-i} \quad (3.37)$$

3.3 Résultats et discussion

Nous présentons dans cette section les performances des détecteurs CFAR décrits précédemment dans des situations homogènes et non-homogènes (présence des cibles interférentes ou de bord de fouillis). Nous traçons les courbes de la probabilité de détection Pd de ces détecteurs en fonction du rapport signal sur fouillis (SCR) pour une valeur de la probabilité de fausse alarme Pfa de 10^{-6} , $k=9$, $N=24$ et pour des valeurs du paramètre de forme $c = 0.8$ (fouillis pointu) et $c = 2$ (fouillis de Rayleigh).

3.3.1 Cas d'un environnement homogène

Les performances de détection de ces détecteurs CFAR avec intégration binaire dans le cas $c = 0.8$ (fouillis pointu) pour un environnement homogène sont représentés sur les Figures. 3.2. – 3.6. Nous notons que les meilleures performances sont obtenus par le détecteur CA-CFAR avec intégration binaire Figure. 3.2. et le détecteur OSCAGO-CFAR avec intégration binaire Figure. 3.6. à une probabilité de détection Pd autour de 0.7 pour la règle (4/8). Cependant pour une Pd autour de 0.85,

les meilleures performances sont obtenues pour la règle (3/8). Pour les détecteurs GO-CFAR, SO-CFAR et SOSCA-CFAR avec intégration binaire Figures. 3.3. – 3.5. respectivement, nous observons que la règle (4/8) donne les meilleurs performances et les règles (3/8) et (5/8) sont très proches. Les courbes pour chaque détecteur dans le cas mono-impulsion sont représentées sur les mêmes figures, où nous observons que l'intégration binaire donne de meilleurs performances par rapport à un système d'une seule impulsion comme prévu.

Figure. 3.7. représente la comparaison des performances de détection des différents détecteurs avec intégration binaire pour la règle (4/8) dans un environnement homogène pour $c = 0.8$ et $c = 2$. On peut constater que le détecteur CA-CFAR donne de meilleurs performances que les autres détecteurs. On peut également voir que les performances de détection augmente lorsque le paramètre de forme c augmente.

3.3.2 Cas d'un environnement de cibles interférentes

Les performances de détection des détecteurs CA, GO, SO, OSCAGO, et SOSCA-CFAR avec la règle d'intégration binaire (4/8) dans un environnement constitué de cibles interférentes sont représentées sur Figure. 3.8. et 3.9. Nous supposons que les cibles interférentes ont la même puissance que la cible principale ($SCR = ICR$). Dans ce cas, deux situations sont considérées : dans la première, une seule cible interférente existe dans chaque sous-fenêtre et dans la deuxième quatre cibles interférentes ($N/2 - k$) sont présentes dans la sous-fenêtre dans laquelle nous appliquons l'OS-CFAR (dans le cas du OSCAGO et SOSCA-CFAR).

Dans le cas où une seule cible interférente existe dans chaque sous-fenêtre, les performances du SOSCA-CFAR sont proche de celles du détecteur OS-CFAR. Les performances des détecteurs CA, GO, SO et OSCAGO-CFAR dégradent sérieusement comme il est présenté sur la Figure. 3.8.

Figure. 3.9. représente les performances de détection des différents détecteurs avec intégration binaire dans un environnement de quatre cibles interférentes. Nous supposons que pour le SOSCA-CFAR et le OSCAGO-CFAR les cibles interférentes existent dans la sous-fenêtre où l'OS-CFAR est appliqué. Dans ce cas, nous constatons que les performances du SOSCA-CFAR suivi par le SO-CFAR sont meilleurs

que l'OS-CFAR. Les performances du CA, GO et OSCAGO-CFAR dégradent sérieusement.

3.3.3 Cas d'un environnement de bord de fouillis

Le bord de fouillis, qui peut représenter la frontière d'une zone de précipitation, est modélisé par une transition sous forme d'un échelon. Pour chaque impulsion, nous supposons qu'il ya L cellules noyées dans un fouillis Weibull avec un paramètre d'échelle γb et un paramètre de forme c , tandis que le reste des cellules est noyé dans un fouillis relativement claire (bruit), où γ représente le rapport clutter à bruit.

Figure. 3.10. représente les performances de détection des différents détecteurs avec intégration binaire dans un environnement de bord de fouillis jusqu'au 5^{ème} cellule, avec un rapport clutter à bruit de 10 dB. Nous observons que le SOSCA-CFAR donne de meilleures performance que les autres détecteurs. Dans le sens de la régulation de la fausse alarme, pour l'influence du bord de fouillis, les meilleures performances sont obtenues par le SOSCA-CFAR et le SO-CFAR où la CST se trouve dans la région du fouillis bas niveau, alors que le GO-CFAR et le OSCAGO-CFAR présentent meilleures performances où la CST se trouve dans la région du fouillis haut niveau comme il est présenté sur la Figure. 3.11.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs CA, GO, SO, OSCAGO et SOSCA-CFAR avec intégration binaire dans un environnement Weibull en supposant un paramètre de forme connu, les performances sont évaluées pour un environnement homogène et non homogène (présence de cibles interférentes ou de bord de fouillis). Nous avons dérivé les expressions analytiques de la Pfa pour les différents détecteurs dans le cas homogène. Comme prévu, les résultats obtenus montrent que le CA-CFAR donne de meilleurs performances dans un environnement homogène tandis que le SOSCA-CFAR et le SO-CFAR ont de meilleurs performances dans un environnement de cibles interférentes.

Dans le cas d'un environnement de bord de fouillis, le SOSCA-CFAR et le SO-CFAR ont de meilleur contrôle de taux de fausse alarme lorsque la CST se trouve dans la région du fouillis bas niveau, tandis que lorsque la CST se trouve dans la région du fouillis haut niveau, le GO-CFAR et le OSCAGO-CFAR donnent de meilleures performances.

Dans le chapitre prochain, nous présentons une généralisation de quelques détecteurs CFAR pour les radar MIMO dans un environnement Gaussien.

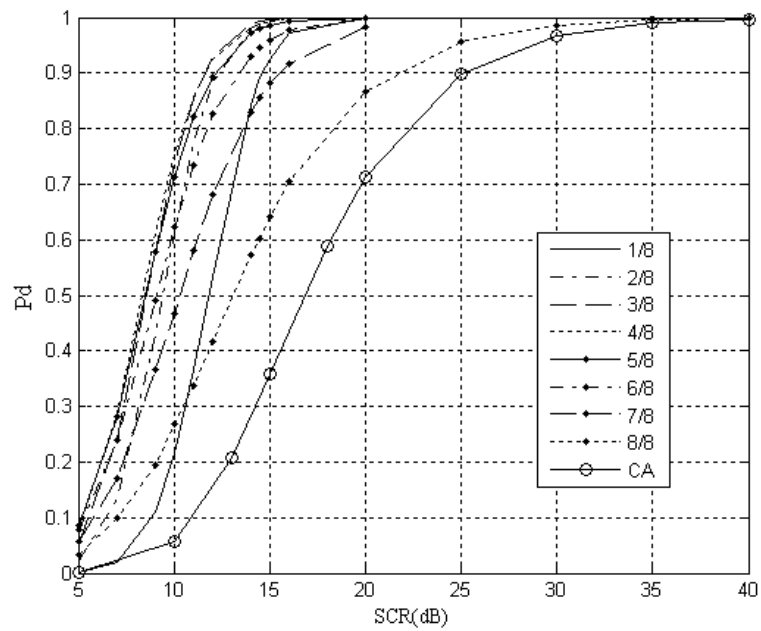


FIGURE 3.2 – Probabilité de détection du détecteur CA-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$.

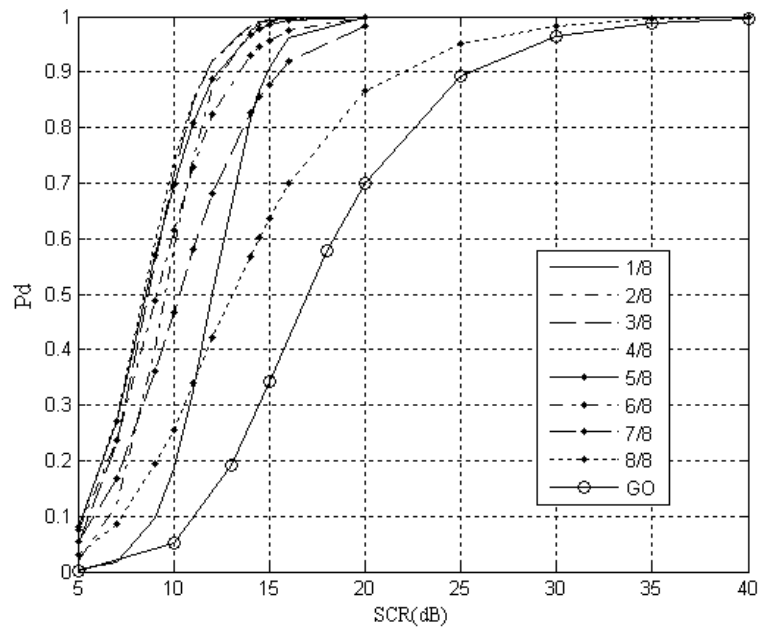


FIGURE 3.3 – Probabilité de détection du détecteur GO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$.

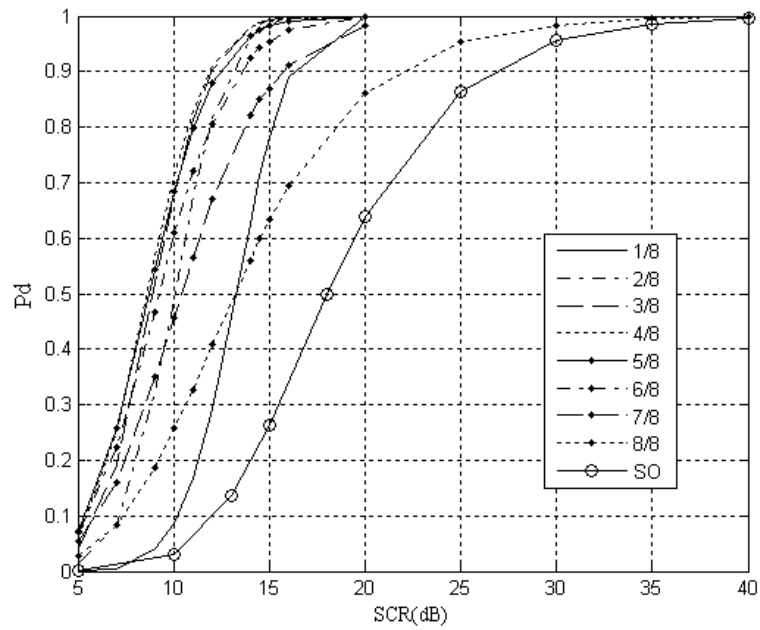


FIGURE 3.4 – Probabilité de détection du détecteur SO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$.

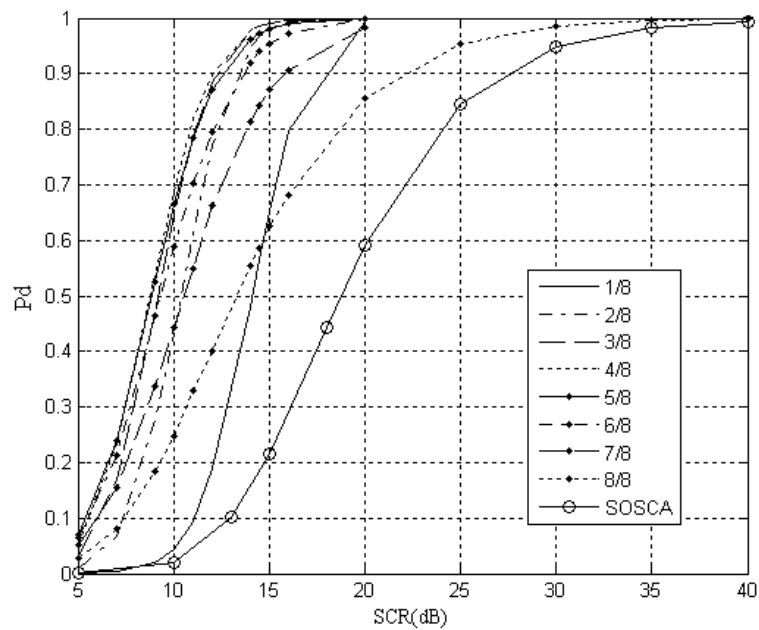


FIGURE 3.5 – Probabilité de détection du détecteur SOSCA-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$.

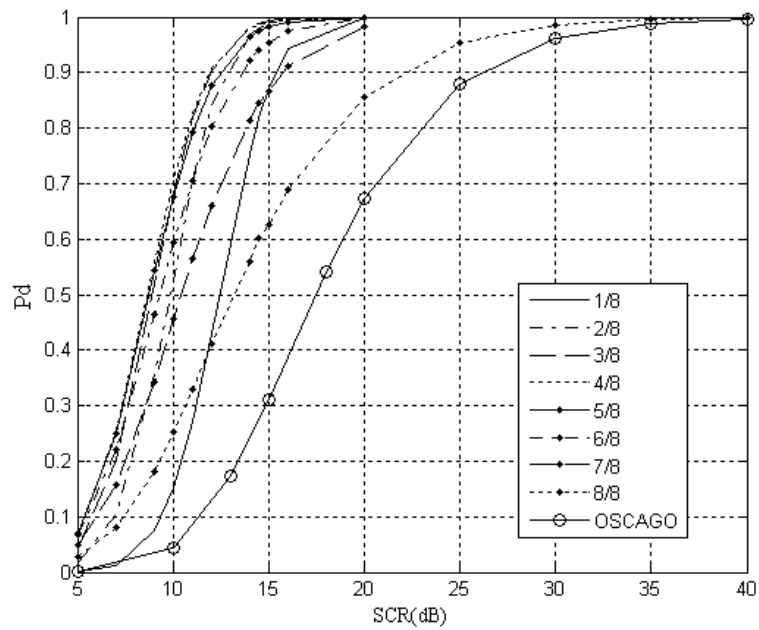


FIGURE 3.6 – Probabilité de détection du détecteur OSCAGO-CFAR avec intégration binaire en fonction du SCR (dB) dans le cas homogène avec les règles 1/8, 2/8, 3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 8/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ et $c=0.8$.

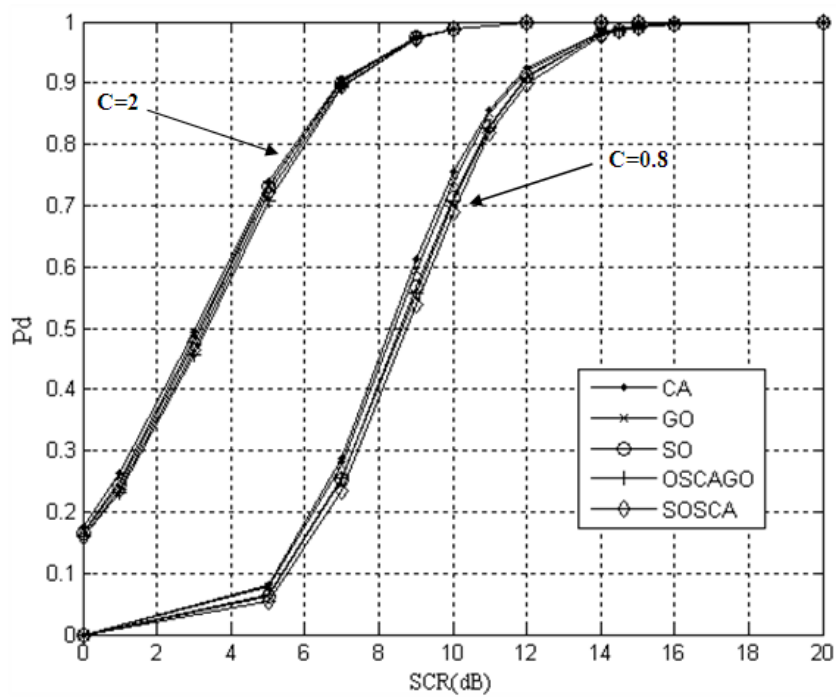


FIGURE 3.7 – Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) dans un environnement homogène avec intégration binaire 4/8 pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$ et $c=2$.

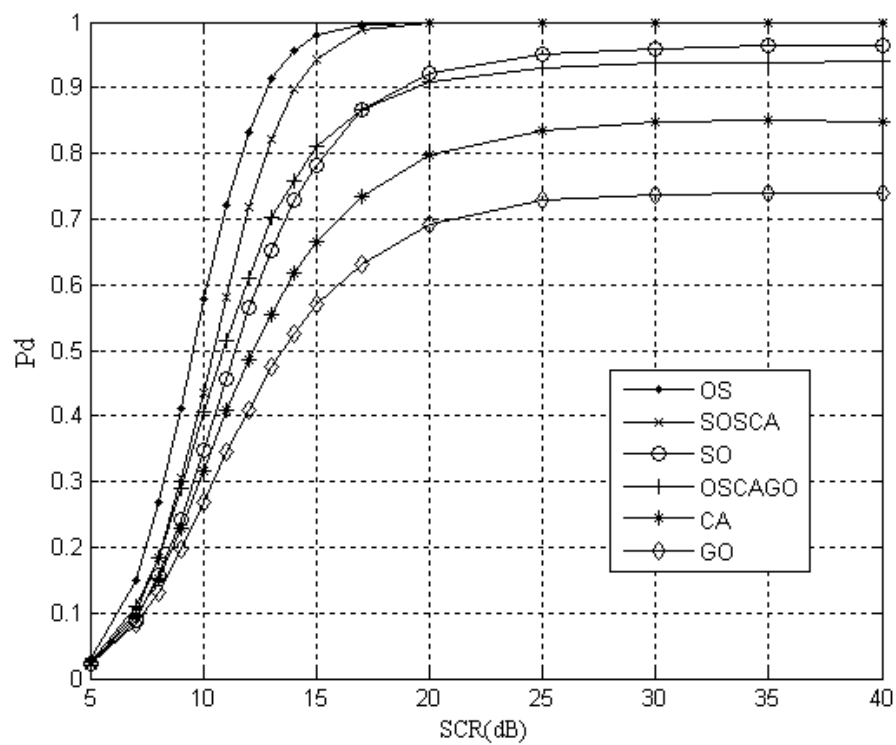


FIGURE 3.8 – Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement d’une seule cible interférente pour chaque fenêtre, pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$.

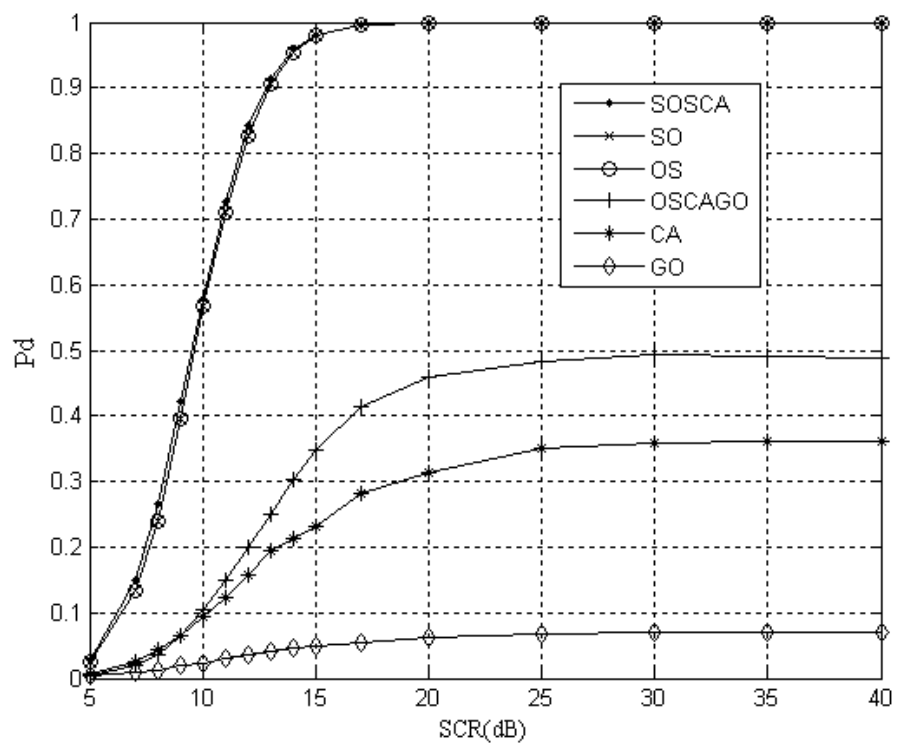


FIGURE 3.9 – Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement de quatre cibles interférentes, pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$.

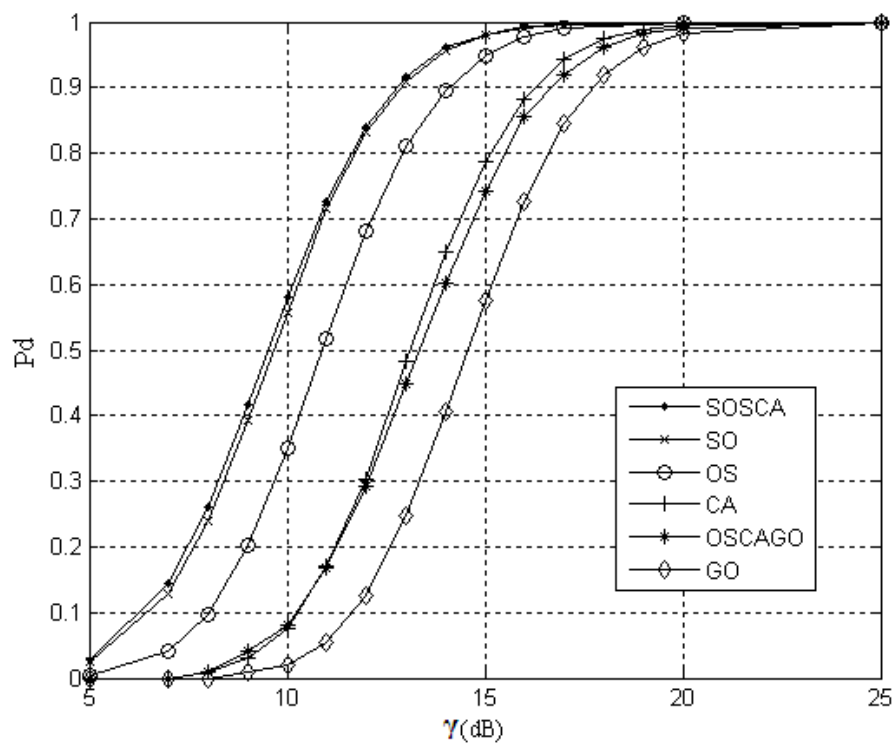


FIGURE 3.10 – Comparaison des performances des différents détecteurs en fonction du SCR (dB) avec intégration binaire 4/8 dans un environnement de bord de fouillis jusqu'au 5eme cellule, pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$.

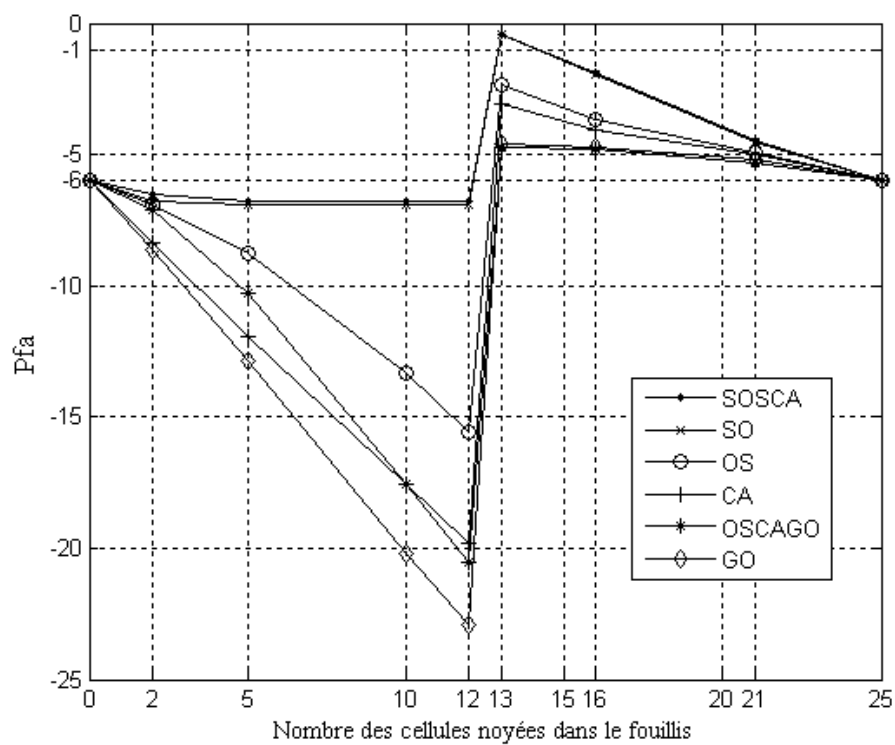


FIGURE 3.11 – Comparaison des taux de fausse alarme des différents détecteurs avec intégration binaire 4/8 en fonction du nombre des cellules noyées dans le fouillis, pour $P_{fa} = 10^{-6}$, $k=9$, $N=24$ pour $c=0.8$.

Chapitre 4

Analyse des performances des détecteurs CFAR basés sur la statistique d'ordre pour les Radars MIMO.

Résumé

Dans ce chapitre, nous généralisons les détecteurs CFAR : GOSCA-CFAR (Generalized Ordered Statistics, Cell Averaging CFAR), OSGO-CFAR (Ordered Statistics Greatest Of CFAR) et OSSO-CFAR (Ordered Statistics Smallest Of CFAR) pour les radars MIMO (Multi Input Multi Output) avec trois schémas différents. Nous déduisons les expressions mathématiques de la Pfa et de la Pd dans un environnement homogène pour deux schémas. Les performances de ces détecteurs pour un environnement de fouillis non homogène (présence de cibles interférents ou de bord de fouillis) ont été évaluées et comparées. Les résultats obtenus ont montré que la meilleure performance est obtenue par le détecteur OSSO-CFAR.

1. Introduction
2. Modèle du signal dans les radars MIMO.
3. Modèles mathématiques pour les radars MIMO.
4. Résultats et discussions.
5. Conclusion.

4.1 Introduction

Les radars Multiple Input Multiple Output sont une généralisation des concepts des radars multistatiques [52], où plusieurs antennes sont utilisés à la fois à l'émission et la réception pour exploiter le gain spatiale et la diversité de la forme d'onde simultanément. Ce concept a la capacité d'améliorer les performances du radar, en termes taux de fausse alarme et de détection (le gain de la diversité permet d'augmenter le rapport SNR), en exploitant la surface équivalente radar (SER) [34, 35]. Basé sur la diversité spatiale des antennes, deux types de radars MIMO ont été largement discutés dans la littérature ; le radar MIMO cohérent "co-localisé" et le radar MIMO statistique "largement séparé", comme illustré sur la Figure. 4.1.

La désignation MIMO cohérent émane du fait que les antennes d'émission et celles de réception ne sont pas très éloignées les unes des autres, les signaux réfléchis par la cible et détectés par des récepteurs sont corrélés. Cette corrélation des signaux est due au fait qu'ils ont une certaine cohérence spatiale justifiant le terme MIMO cohérent. De nombreux travaux ont été proposés pour ce type de configuration [53–55]. D'autre part, pour les antennes assez espacées, les échos de la cible ne sont pas corrélées et les différents signaux reçus forment ensuite une observation statistique de la cible, d'où la désignation MIMO statistique [56–58]. Cependant, ces notions étroites et espacées sont à définir et dépendent naturellement de l'application considéré et aussi du milieu à analyser.

Une différence importante entre les deux configurations est le modèle de signal : les antennes largement séparées profitent des propriétés spatiales de cibles étendues, alors que la cible est modélisée comme un point avec aucune propriété spatiale pour les antennes co-localisées. En d'autres termes, les antennes largement séparées voient différents aspects indépendants de la cible tandis que les antennes co-localisées voient la même SER du cible jusqu'à un certain retard relatif en raison de la géométrie des antennes [59].

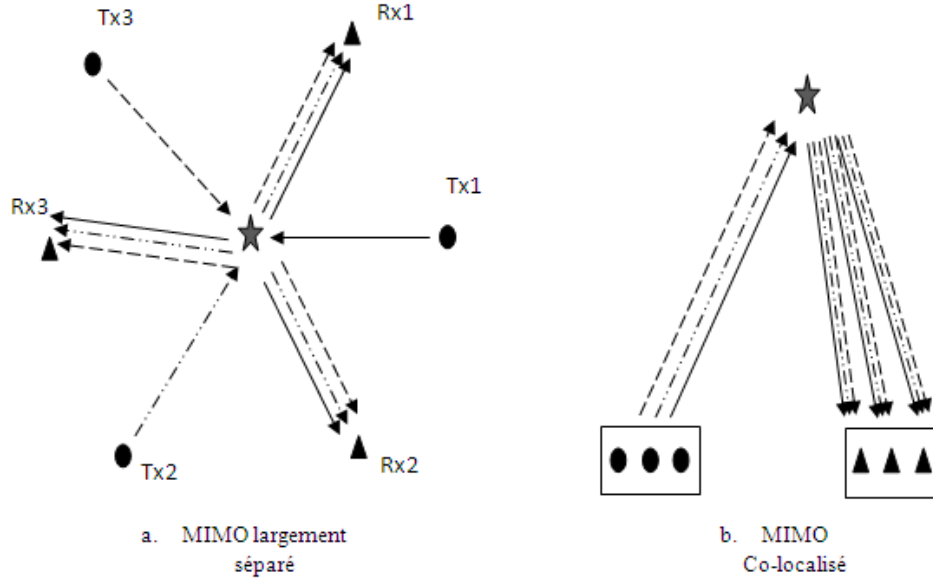


FIGURE 4.1 – Concept du radar MIMO.

4.2 Modèle du signal radar MIMO

Nous considérons un système radar MIMO avec M antennes d'émission et N antennes de réception qui sont toutes largement séparées comme le montre la Figure 4.1.a. On suppose que le m^{eme} émetteur transmet un signal $\sqrt{E/M}s_m(t)$ où E est l'énergie totale transmise et $\|s_m(t)\|^2 = 1$. Cela signifie que les systèmes ayant un nombre minimum de nœuds (couples Tx-Rx) possèdent une grande énergie disponible au niveau de chaque nœud. En d'autres termes, chacun des M émetteurs est pourvu d'une puissance de E/M . Le n^{eme} signal reçu est modélisé comme suit :

$$r_n(t) = \sum_{m=1}^M \alpha_{m,n}(\sigma) s_m(t - \frac{R_{m,n}}{c}) + e_n(t) \quad (4.1)$$

Où $s_m(t)$ est le m^{eme} signal transmis, $e_n(t)$ bruit thermique additif, $\alpha_{m,n}$ donné par l'expression suivante est un coefficient complexe qui comprend l'amplitude et la phase du signal reçu.

$$\alpha_{m,n} = \sqrt{\frac{E}{M}} \sqrt{\frac{G_t G_r \lambda_m^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_m^2 R_n^2}} \exp(-j \frac{2\pi R_{m,n}}{\lambda_m}) \quad (4.2)$$

Où G_t et G_r sont respectivement les gains des antennes de transmission et de réception. σ est la SER du cible, λ est la longueur d'onde et $R_{m,n}$ est la distance couverte par le signal.

Supposant que M formes d'ondes orthogonales sont transmises, pour mieux les séparer à la réception. Le signal reçu après le filtre adapté peut s'exprimer par :

$$q_{m,n} = \alpha_{m,n} + \eta_{m,n} \quad (4.3)$$

Le problème de la détection pour les radars MIMO peut se formuler dans le sens du test d'hypothèse binaire comme suit :

$$Q_0 = \begin{cases} \eta, & H_0 \\ \alpha + \eta, & H_1 \end{cases}$$

Sous l'hypothèse H_0 , la cible est déclarée absente et le signal ne contient que le fouillis seulement. Sous l'hypothèse H_1 , la cible est déclarée présente et le signal contient la cible et le fouillis.

Le détecteur de Neyman-Pearson classique qui utilise le test du rapport du vraisemblable est donné par :

$$T(q_0) = \text{Log} \frac{P(q_0/H_1)}{P(q_0/H_0)} \geq \gamma \quad (4.4)$$

Où $P(q_0/H_1)$ et $P(q_0/H_0)$ sont les fonctions des densités de probabilité du vecteur d'observation sous l'hypothèse cible présente ou absente respectivement. Le seuil γ est déterminé pour un taux de fausse alarme désiré.

Cette structure est équivalente à la suivante :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \| Q_0 \|^2 \geq \gamma \\ H_0 \end{array} \quad (4.5)$$

Où Q_0 contient les échantillons à la sortie du filtre adapté pour la cellule sous test (CST) et pour un système CFAR $\| Q_0 \|^2$ est la somme des puissance des CST et

$\gamma = T * Z$ est le seuil de détection (seuil adaptatif), où Z est l'estimé du niveau de puissance du bruit et T est un paramètre d'échelle (seuil multiplicatif). Chaque récepteur peut détecter les échos de tous les transmetteurs. Par conséquent, cette structure peut être formulé sous forme d'une matrice avec $M*N$ colonnes et chaque colonne contient une CST (cellules grises) avec $2*L$ cellules de références comme le montre la Figure. 4.2.

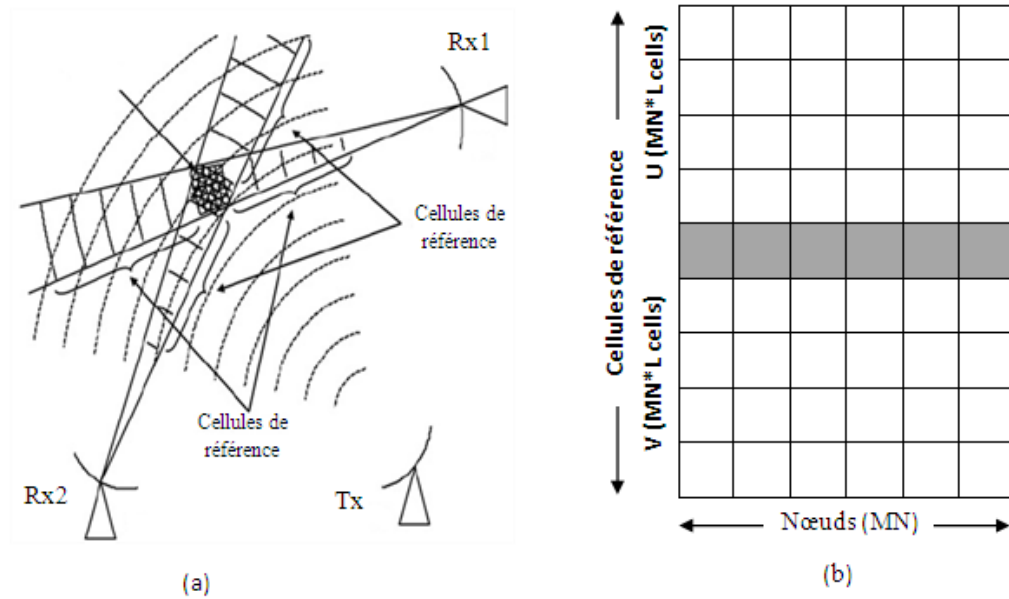


FIGURE 4.2 – Organisation des données radar MIMO : a- Cellules de résolution du radar MIMO, b- Configuration simple du radar MIMO.

4.3 Modèle mathématique pour les radars MIMO

Le schéma de principe pour les détecteurs GOSCA-CFAR, OSGO-CFAR et OSSO-CFAR est représenté sur la Figure. 4.3, où le GOSCA utilise la SOMME, le OSGO utilise le MAXIMUM et le OSSO utilise le MINIMUM des deux estimateurs locaux. Dans ce chapitre nous analysons les détecteurs CFAR proposés pour les radar MIMO. En fait, la cible dans la CST pour chaque récepteur est supposée fluctuer selon le model de Swerling I. Le bruit pour chaque récepteur est supposé être un bruit blanc Gaussien et l'enveloppe de détection suit une distribution Rayleigh. Donc, les cellules sous test et les cellules de références sont de distribution

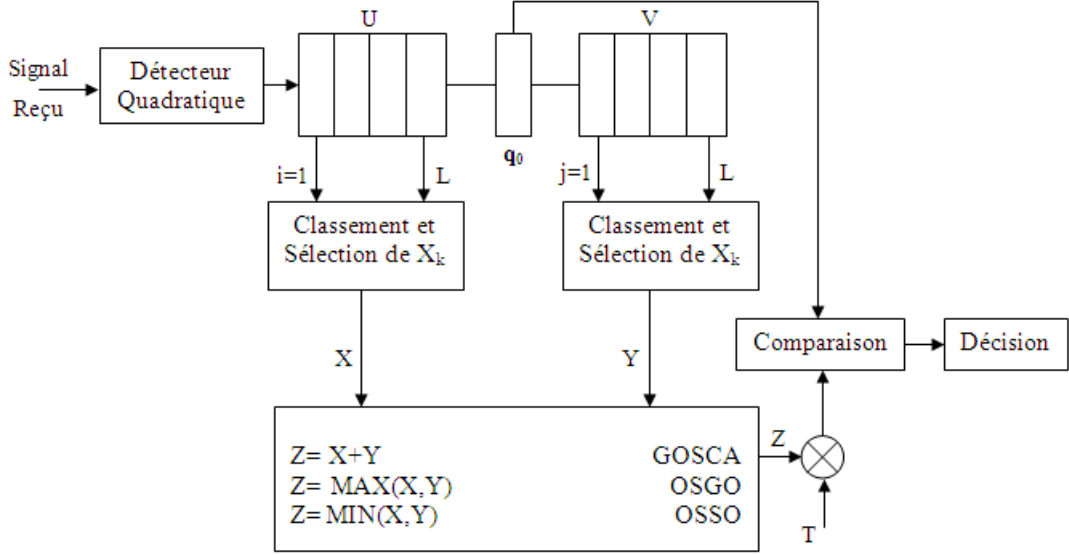


FIGURE 4.3 – Schéma bloc des détecteurs CFAR proposés pour les radars conventionnels.

exponentielle et sont supposées indépendantes et identiquement distribuées (IID). La PDF des cellules sous test est donnée par :

$$f(t) = \frac{1}{\lambda} \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right) \quad (4.6)$$

Où λ est supposé égal à μ sous l'hypothèse H_0 et $\lambda = \mu * (1 + SNR)$ sous l'hypothèse H_1 . SNR représente le rapport signal à bruit et μ la puissance moyenne du bruit.

Suivant les suppositions précédentes, l'équation (4.5) prend la forme suivante :

$$q_0 = \sum_{j=1}^{MN} q_{0j} \begin{matrix} H_1 \\ \geq TZ \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.7)$$

Où q_{0j} est la CST dans chaque colonne qui a une distribution exponentielle, et par conséquent q_0 suit une distribution Gamma :

$$f_{q_0}(t) = \frac{1}{\mu \Gamma(MN)} \left(\frac{t}{\mu}\right)^{MN-1} \exp\left(-\frac{t}{\mu}\right) \quad (4.8)$$

Où Γ est la fonction gamma.

4.3.1 Généralisation du GOSCA-CFAR

Dans le détecteur GOSCA-CFAR et pour le cas des radar conventionnel, l'estimation du niveau de puissance du bruit utilise la somme des deux estimateurs locaux comme illustré sur la Figure. 4.3. Trois schémas sont proposés pour généraliser ce détecteur pour les radars MIMO :

4.3.1.1 GOSCA1-CFAR

Dans ce schéma, toutes les cellules en amont U et celles en aval V (Figure. 4.3) sont classées séparément dans un ordre croissant et les deux $k1^{eme}$ et $k2^{eme}$ plus grands échantillons sont sélectionnés, l'estimation du niveau de puissance du bruit utilise la SOMME des deux estimateurs locaux $Z = X + Y$. La PDF de Z (X et Y sont indépendants) est donnée par [50] :

$$f_Z(z) = f_X(z) * f_Y(z) \quad (4.9)$$

Où $X = U_{(k_1)}$, $Y = V_{(k_2)}$

$U_{(k_1)}$ et $V_{(k_2)}$ sont le $k1^{eme}$ et le $k2^{eme}$ plus grands échantillons correspondant respectivement à U et V.

La fonction génératrice des moments (MGF) de Z est donnée par le produit des deux fonctions génératrices de X et Y (X et Y sont indépendant).

$$M_z(s) = M_x(s)M_y(s) \quad (4.10)$$

Où $M_x(s) = \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s}$ et $M_y(s) = \prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s}$, nous avons :

$$M_z(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s} \right) \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s} \right) \quad (4.11)$$

La Pfa et La Pd peuvent être obtenus en utilisant l'intégral de contour, qui peut être exprimée en termes du théorème des résidus [60] :

$$\begin{aligned}
P_{fa} &= \int_T^\infty \frac{1}{2\pi j} \int_{c-j\infty}^{c+j\infty} M_{z|H_0}(s) e^{tx} dt dx \\
&= - \sum_{i0} (Res(\frac{M_{q_0|H_0}(s)}{s} M_z(-Ts)), s_{i0})
\end{aligned} \tag{4.12}$$

$$\begin{aligned}
P_d &= \int_T^\infty \frac{1}{2\pi j} \int_{c-j\infty}^{c+j\infty} M_{z|H_1}(s) e^{tx} dt dx \\
&= - \sum_{i1} (Res(\frac{M_{q_0|H_1}(s)}{s} M_z(-Ts)), s_{i1})
\end{aligned} \tag{4.13}$$

Où $Res[.]$ désigne le résidu, s_{i0} et s_{i1} sont les pôles des fonctions génératrices des moments $M_{q_0|H_0}(s)$ et $M_{q_0|H_1}(s)$ qui sont respectivement la MGF de la cellule sous test q_0 sous les hypothèses H_0 et H_1 , se trouvant dans la moitié gauche S-plan. $M_z(-Ts)$ est la MGF de l'estimée du niveau de puissance du bruit à $z = -Ts$. Les fonctions génératrices $M_{q_0|H_0}(s)$ et $M_{q_0|H_1}(s)$ sont données par :

$$M_{q_0|H_0}(s) = \frac{1}{(1 + \mu s)^{MN}} \tag{4.14}$$

$$M_{q_0|H_1}(s) = \frac{1}{(1 + \mu(1 + \frac{SNR}{M})s)^{MN}} \tag{4.15}$$

Où il y a un seul pôle d'ordre MN au $s_0 = -\frac{1}{\mu}$ sous l'hypothèse H_0 et $s_0 = -\frac{1}{\mu(1 + \frac{SNR}{M})}$ sous l'hypothèse H_1 et de même que dans [61], un résidu à un pôle d'ordre n est donné par :

$$Res(f(s), s_0) = \frac{1}{(n-1)!} \lim_{s \rightarrow s_0} \left\{ \frac{d^{n-1}}{ds^{n-1}} [f(s) * (s - s_0)^n] \right\} \tag{4.16}$$

La Pfa devient :

$$P_{fa} = \frac{1}{(MN-1)!} \lim_{s \rightarrow -\frac{1}{\mu}} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \left[\frac{1}{s(1+\mu s)^{MN}} \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s} \right) \right. \right. \\ \left. \left. \times \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f+\mu s} \right) \left(s + \frac{1}{\mu} \right)^{MN} \right] \right\} \quad (4.17)$$

Soit $z = \mu s$,

$$P_{fa} = \frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f-Tz} \right) \right. \\ \left. \times \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f-Tz} \right) \right\} \Big|_{z=-1} \quad (4.18)$$

L'équation (4.18) montre que la Pfa ne dépend pas de la puissance moyenne du bruit (μ), donc ce détecteur possède la propriété CFAR.

Par conséquent, la Pd est donnée par :

$$P_d = \frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f - \frac{Tz}{1+\frac{SNR}{M}}} \right) \right. \\ \left. \times \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f - \frac{Tz}{1+\frac{SNR}{M}}} \right) \right\} \Big|_{z=-1} \quad (4.19)$$

Où M est le nombre d'émetteurs et N est le nombre de récepteurs.

4.3.1.2 GOSCA2-CFAR

Pour le deuxième schéma du détecteur GOSCA-CFAR, les échantillons de chaque colonne de U et V sont classés à part dans un ordre croissant et les deux k_1^{eme} et k_2^{eme} plus grands échantillons sont sélectionnés, l'estimation du niveau de puissance du bruit est donnée par :

$$z = \sum_{j=1}^{MN} z_j \quad (4.20)$$

Où $z_j = u_{(k_1)j} + v_{(k_2)j}$

$u_{(k_1)j}$ et $v_{(k_2)j}$ sont le k_1^{eme} et le k_2^{eme} plus grands échantillons dans la j^{eme} colonne

correspondant respectivement à U et V. Leurs MGFs sont données par :

$$M_{u_{(k_1)j}}(s) = \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \quad (4.21)$$

$$M_{v_{(k_2)j}}(s) = \prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \quad (4.22)$$

La MGF de z_j est donnée par :

$$M_{z_j}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) * \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) \quad (4.23)$$

Il s'en suit que la MGF de Z est :

$$M_z(s) = \left(\left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) \right)^{MN} \quad (4.24)$$

Utilisant la méthode de l'intégrale de contour de la même façon que le GOSCA1-CFAR la Pfa est donnée par :

$$\begin{aligned} P_{fa} = & -\frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f-Tz} \right) \right. \\ & \left. \times \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f-Tz} \right) \right\} \Big|_{z=-1} \end{aligned} \quad (4.25)$$

L'équation (4.25) montre que la Pfa ne dépend pas de la puissance moyenne du bruit (μ), donc ce détecteur possède la propriété CFAR.

En remplaçant T par $T/(1 + \frac{SNR}{M})$, on trouve la Pd :

$$\begin{aligned} P_d = & -\frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{MNL-f}{MNL-f - \frac{Tz}{1+\frac{SNR}{M}}} \right) \right. \\ & \left. \times \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{MNL-f}{MNL-f - \frac{Tz}{1+\frac{SNR}{M}}} \right) \right\} \Big|_{z=-1} \end{aligned} \quad (4.26)$$

4.3.1.3 GOSCA3-CFAR

Dans ce schéma, toutes les colonnes des deux parties (en amont U et en aval V) sont classées dans un ordre croissant, et puis tout les $k1^{eme}$ et $k2^{eme}$ plus grands échantillons de chaque colonne de U et V sont sélectionnées. Le niveau de puissance de bruit totale est estimée comme suit :

$$z = z_1 + z_2 \quad (4.27)$$

Où $z_1 = \sum_{j=1}^{MN} u_{(k_1)j}$ et $z_2 = \sum_{j=1}^{MN} v_{(k_2)j}$

$u_{(k_1)j}$ et $v_{(k_2)j}$ sont le $k1^{eme}$ et le $k2^{eme}$ plus grands échantillons dans la j^{eme} colonne correspondant respectivement à U et V. Leurs MGF sont données par :

$$M_{u_{(k_1)j}}(s) = \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \quad (4.28)$$

$$M_{v_{(k_2)j}}(s) = \prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \quad (4.29)$$

Par conséquent, la MGF de Z est donnée :

$$M_z(s) = \left(\left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right) \right)^{MN} \quad (4.30)$$

Cette expression est la même que celle du GOSCA2, donc la Pfa et la Pd auront les mêmes expressions que celles du GOSCA2.

4.3.2 Généralisation de l'OSGO-CFAR

Dans le détecteur OSGO-CFAR et pour les radars conventionnels, l'estimation du niveau de puissance de bruit est obtenue par le MAXIMUM des deux estimateurs locaux comme représenté sur la Figure. 4.3.

Là aussi, trois schémas sont proposées pour généraliser ce détecteur pour les radars MIMO :

4.3.2.1 L'OSGO1-CFAR

Le schéma du détecteur OSGO1 est similaire à celui du détecteur GOSCA1 sauf que dans ce cas l'opérateur MAXIMUM est utilisé à la place de la SOMME pour l'estimation du niveau de bruit :

$$Z = \max(U_{(k_1)}, V_{(k_2)}) \quad (4.31)$$

$U_{(k_1)}$ et $V_{(k_2)}$ sont le k_1^{eme} et le k_2^{eme} plus grands échantillons correspondant respectivement à U et V. La PDF de Z est donnée par :

$$f_z^{OSGO1}(z) = f_{U_{(k_1)}}(z)F_{V_{(k_2)}}(z) + f_{V_{(k_2)}}(z)F_{U_{(k_1)}}(z) \quad (4.32)$$

Où la PDF et la CDF de $U_{(k)}$ et $V_{(k)}$ sont données respectivement par [62] :

$$f_{U_{(k)}, V_{(k)}} = \frac{k}{\mu} \binom{MNL}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{MNL-k+1} \quad (4.33)$$

$$F_{U_{(k)}, V_{(k)}} = \sum_{i=k}^{MNL} \binom{MNL}{i} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^i \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{MNL-i} \quad (4.34)$$

La PDF de Z est donnée par :

$$\begin{aligned} f_Z^{OSGO1}(z) &= \frac{k_1}{\mu} \binom{MNL}{k_1} \sum_{i=k_2}^{MNL} \binom{MNL}{i} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k_1+i-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{2MNL-k_1-i+1} \\ &+ \frac{k_2}{\mu} \binom{MNL}{k_2} \sum_{i=k_1}^{MNL} \binom{MNL}{i} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k_2+i-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{2MNL-k_2-i+1} \end{aligned} \quad (4.35)$$

$$P_{fa} = \int_0^{\infty} f_Z(z) P_r\{v \geq Tz | H_0\} dz \quad (4.36)$$

$$f_{q_0}(t) = \frac{1}{\mu \Gamma(MN)} \left(\frac{t}{\mu}\right)^{MN-1} \exp\left(-\frac{t}{\mu}\right) \quad (4.37)$$

$$P_r\{v \geq Tz | H_0\} = \int_{Tz}^{\infty} f_{q0} | H_0(q) dq = \sum_{f=0}^{MN-1} \frac{1}{f!} \left(\frac{Tz}{\mu}\right)^f \exp\left(-\frac{Tz}{\mu}\right) \quad (4.38)$$

Après quelques calculs, l'expression de la Pfa de l'OSGO1 est finalement donnée par :

$$\begin{aligned} P_{fa}^{OSGO1} &= k_1 \binom{MNL}{k_1} \sum_{i=k_2}^{MNL} \binom{MNL}{i} \sum_{j=0}^{k_1+i-1} \binom{k_1+i-1}{j} (-1)^j \\ &\times \sum_{f=0}^{MN-1} \frac{1}{f!} (T)^f \left[\frac{1}{2MNL - k_1 - i + j + T + 1} \right]^{f+1} \\ &+ k_2 \binom{MNL}{k_2} \sum_{i=k_1}^{MNL} \binom{MNL}{i} \sum_{j=0}^{k_2+i-1} \binom{k_2+i-1}{j} (-1)^j \\ &\times \sum_{f=0}^{MN-1} \frac{1}{f!} (T)^f \left[\frac{1}{2MNL - k_2 - i + j + T + 1} \right]^{f+1} \end{aligned} \quad (4.39)$$

En remplaçant T par $T/(1 + \frac{SNR}{M})$, nous trouvons la Pd.

4.3.2.2 L'OSGO2-CFAR

De la même manière que le schéma du GOSCA2, le détecteur OSGO2 suit les mêmes étapes. La seule différence est que le détecteur OSGO2 utilise le MAXIMUM au lieu de la SOMME comme suit :

$$z = \sum_{j=1}^{MN} z_j \quad (4.40)$$

Où $z_j = \max(u_{(k_1)j}, v_{(k_2)j})$

$u_{(k_1)j}$ et $v_{(k_2)j}$ sont le k_1^{eme} et le k_2^{eme} plus grands échantillons dans la j^{eme} colonne correspondant respectivement à U et V. La PDF de z_j est donnée par :

$$f_{z_j}^{OSGO2}(z) = f_{u_{(k_1)j}}(z)F_{v_{(k_2)j}}(z) + f_{v_{(k_2)j}}(z)F_{u_{(k_1)j}}(z) \quad (4.41)$$

Par conséquent, la PDF de z_j s'exprime comme :

$$f_{z_j}^{OSGO2}(z) = \frac{k_1}{\mu} \binom{L}{k_1} \sum_{i=k_2}^L \binom{L}{i} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k_1+i-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{2L-k_1-i+1} \\ + \frac{k_2}{\mu} \binom{L}{k_2} \sum_{i=k_1}^L \binom{L}{i} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k_2+i-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{2L-k_2-i+1} \quad (4.42)$$

La MGF correspondant à cette PDF est donnée par :

$$M_{z_j}^{OSGO2}(s) = k_1 \binom{L}{k_1} \sum_{i=k_2}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_1+i-1} \binom{k_1+i-1}{j} (-1)^j \frac{1}{2L-k_1-i+j+Ts+1} \\ + k_2 \binom{L}{k_2} \sum_{i=k_1}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_2+i-1} \binom{k_2+i-1}{j} (-1)^j \frac{1}{2L-k_2-i+j+Ts+1} \quad (4.43)$$

Finalement, la MGF de z est exprimée par :

$$M_z^{OSGO2}(s) = \left(M_{z_j}^{OSGO2}(s)\right)^{MN} \quad (4.44)$$

En utilisant la méthode de l'intégral de contour comme le détecteur GOSCA1-CFAR la Pfa est donnée par :

$$P_{fa}^{OSGO2} = -\frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left(k_1 \binom{L}{k_1} \sum_{i=k_2}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_1+i-1} \binom{k_1+i-1}{j} \right. \right. \\ \times (-1)^j \frac{1}{2L-k_1-i+j-Tz+1} \\ + k_2 \binom{L}{k_2} \sum_{i=k_1}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_2+i-1} \binom{k_2+i-1}{j} \\ \left. \left. \times (-1)^j \frac{1}{2L-k_2-i+j-Tz+1} \right)^{MN} \right\} \Big|_{z=-1} \quad (4.45)$$

En remplaçant T par $T/(1 + \frac{SNR}{M})$, nous trouvons la Pd.

4.3.2.3 L'OSGO3-CFAR

Dans ce schéma, la même procédure que le détecteur GOSCA3 est suivie où la différence est l'utilisation du MAXIMUM au lieu de la SOMME. Par conséquent, toutes les colonnes des deux parties (en amont U et en aval V) sont classées dans un ordre croissant, et puis tout les k_1^{eme} et k_2^{eme} plus grands échantillons de la j^{eme} colonne correspondant respectivement à U et V sont sélectionnées. Le niveau de puissance du bruit totale est estimée comme suit :

$$z = \max(z_1, z_2) \quad (4.46)$$

Où $z_1 = \sum_{j=1}^{MN} u_{(k_1)j}$ et $z_2 = \sum_{j=1}^{MN} v_{(k_2)j}$.

Leurs MGF sont données par :

$$M_{z_1}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right)^{MN} \quad (4.47)$$

$$M_{z_2}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right)^{MN} \quad (4.48)$$

Il n'est pas facile de trouver une expression analytique compacte pour la Pfa et la Pd.

Donc on a utilisé les simulations de Monte Carlo pour analyser les performances de ce schéma.

4.3.3 Généralisation de l'OSSO-CFAR

Dans le détecteur OSSO-CFAR, l'estimation du niveau de puissance de bruit utilise le MINIMUM des deux estimateurs locaux comme représenté sur Figure. 4.3.

4.3.3.1 L'OSSO1-CFAR

Le schéma du détecteur OSSO1 est similaire à celui du détecteur OSGO1 où ici l'opérateur MINIMUM est employé à la place du MAXIMUM pour l'estimation du

niveau de bruit :

$$Z = \min(U_{(k_1)}, V_{(k_2)}) \quad (4.49)$$

$U_{(k_1)}$ et $V_{(k_2)}$ sont le k_1^{eme} et le k_2^{eme} plus grands échantillons dans les sous-fenêtre en amont U et en aval et V respectivement. La PDF de Z est donnée par :

$$f_Z^{OSSO1}(z) = f_{U_{(k_1)}}(z) + f_{V_{(k_2)}}(z) - f_Z^{OSGO1}(z) \quad (4.50)$$

où

$$f_{U_{(k)}, V_{(k)}} = \frac{k}{\mu} \binom{MNL}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{MNL-k+1} \quad (4.51)$$

$$P_{fa} = \int_0^{\infty} f_Z(z) P_r\{v \geq Tz | H_0\} dz \quad (4.52)$$

Après quelque calculs, la Pfa du détecteur OSSO1 s'exprime comme :

$$\begin{aligned} P_{fa}^{OSSO1} &= k_1 \binom{MNL}{k_1} \sum_{i=0}^{k_1-1} \binom{k_1-1}{i} (-1)^i \sum_{f=0}^{MN-1} \frac{1}{f!} (T)^f \left[\frac{1}{MNL - k_1 - i + T + 1} \right]^{f+1} \\ &+ k_2 \binom{MNL}{k_2} \sum_{i=0}^{k_2-1} \binom{k_2-1}{i} (-1)^i \sum_{f=0}^{MN-1} \frac{1}{f!} (T)^f \left[\frac{1}{MNL - k_2 - i + T + 1} \right]^{f+1} \\ &- P_{fa}^{OSGO1} \end{aligned} \quad (4.53)$$

En remplaçant T par $T/(1 + \frac{SNR}{M})$, nous trouvons la Pd.

4.3.3.2 L'OSSO2-CFAR

Le schéma du détecteur OSSO2 est similaire à celui du détecteur OSO2 où ici l'opérateur MINIMUM est employé à la place du MAXIMUM pour l'estimation du niveau de bruit :

$$z = \sum_{j=1}^{MN} z_j \quad (4.54)$$

Où $z_j = \min(u_{(k_1)j}, v_{(k_2)j})$

$u_{(k_1)j}$ et $v_{(k_2)j}$ sont le k_1^{eme} et le k_2^{eme} plus grands échantillons dans la j^{eme}

colonne correspondant respectivement à U et V. La PDF de z_j est donnée par :

$$f_{z_j}^{OSSO2}(z) = f_{u_{(k_1)j}}(z) + f_{v_{(k_2)j}}(z) - f_{z_j}^{OSGO2}(z) \quad (4.55)$$

où

$$f_{u_{(k_1)j}, v_{(k_2)j}} = \frac{k}{\mu} \binom{L}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{L-k+1} \quad (4.56)$$

La fonction génératrice des moments (MGF) correspondant à cette PDF est donnée par :

$$M_{z_j}^{OSSO2}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s}\right) + \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s}\right) - M_{z_j}^{OSGO2}(s) \quad (4.57)$$

Finalement, la MGF est exprimée par :

$$M_z^{OSSO2}(s) = \left(M_{z_j}^{OSSO2}(s)\right)^{MN} \quad (4.58)$$

Utilisant la méthode de l'intégrale de contour de la même façon que le GOSCA1-CFAR la Pfa est donnée par :

$$\begin{aligned} P_{fa}^{OSSO2} = & -\frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \left[\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f-Tz} + \prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right. \right. \\ & - \left. \left. (k_1 \binom{L}{k_1} \sum_{i=k_2}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_1+i-1} \binom{k_1+i-1}{j} \right. \right. \\ & \times (-1)^j \frac{1}{2L-k_1-i+j-Tz+1} \\ & - \left. \left. k_2 \binom{L}{k_2} \sum_{i=k_1}^L \binom{L}{i} \sum_{j=0}^{k_2+i-1} \binom{k_2+i-1}{j} \right. \right. \\ & \left. \left. \times (-1)^j \frac{1}{2L-k_2-i+j-Tz+1} \right]^{MN} \right\} \Big|_{z=-1} \quad (4.59) \end{aligned}$$

Remplaçant T par $T/(1+\frac{SNR}{M})$, nous trouvons la Pd.

4.3.3.3 L'OSSO3-CFAR

Dans ce schéma, la même procédure que le détecteur OSGO3 est suivie où la différence est l'utilisation du MINIMUM au lieu du MAXIMUM. Par conséquent, toutes les colonnes des deux parties (en amont U et en aval V) sont classées dans un ordre croissant, et puis tout $k1^{eme}$ et $k2^{eme}$ plus grands échantillons de la j^{eme} colonne correspondant respectivement à U et V sont sélectionnés. Le niveau de puissance du bruit totale est estimée comme suit :

$$z = \min(z_1, z_2) \quad (4.60)$$

Où $z_1 = \sum_{j=1}^{MN} u_{(k_1)j}$ et $z_2 = \sum_{j=1}^{MN} v_{(k_2)j}$

Leurs MGF sont données par :

$$M_{z_1}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right)^{MN} \quad (4.61)$$

$$M_{z_2}(s) = \left(\prod_{f=0}^{k_2-1} \frac{L-f}{L-f+\mu s} \right)^{MN} \quad (4.62)$$

Comme il n'est pas facile de trouver une expression explicite pour la Pfa et la Pd, on a donc utilisé les simulations de Monte Carlo pour analyser les performances de ce schéma.

4.4 Résultats et discussions

Dans cette section, nous présentons les performances des détecteurs CFAR décrits précédemment avec les différents schémas dans un environnement homogène et non-homogène (cibles interférentes). Les résultats sont donnés pour une probabilité de fausse alarme Pfa égale à 10^{-4} , $L = 8$ et k prend différentes valeurs dépendant du schéma utilisé et/ou du nombre de nœuds (MN) considérés. Le seuil T est calculé directement à partir de l'expression du Pfa dans le cas où il y a une expression explicite, sinon, il est calculé au moyen du simulations Monte Carlo en utilisant un

nombre d'itérations égal à $100/P_{fa}$ (10^6 pour une $P_{fa} = 10^{-4}$).

La probabilité de détection P_d est calculé en utilisant les mêmes étapes que la P_{fa} . Le Tableau.4.1 résume les valeurs de k qui correspondent à chaque schéma pour différentes valeurs de MN . Les résultats pour les deux premiers schémas sont donnés au moyen d'expressions analytiques et la simulation de Monte Carlo est utilisée pour illustrer les performances du troisième schéma.

4.4.1 Cas d'un environnement homogène

Dans un premier temps, nous étudions la régulation de la P_{fa} en fonction du seuil de ces détecteurs pour différents nœuds (MN) dans un environnement homogène. Les Figures. 4.4. - 4.6. représentent le taux de fausse alarme des détecteurs GOSCA, OSGO et OSSO-CFAR pour le premier schéma en fonction du paramètre d'échelle T pour $MN = 1$ (SISO), $MN = 2$ et $MN = 3$. On constate qu'avec un nombre élevé de nœuds MN , la valeur de T requise pour atteindre une P_{fa} donnée diminue. Lorsque le nombre de nœuds est maintenue constant ($MN = 2$), le détecteur SOSCA-CFAR nécessite une plus grande valeur de T en comparant à celle du OSGO-CFAR et GOSCA-CFAR quand la valeur de la P_{fa} est maintenue constante, ce qui est présenté sur la Figure. 4.7 pour les trois détecteurs CFAR. Les performances de détection des détecteurs CFAR proposés par les trois schémas dans un environnement homogène pour le cas d'un nœud $MN = 1$ (SISO), deux nœuds $MN = 2$ (un émetteur $M = 1$ et deux récepteurs $N = 2$) et le cas de quatre nœuds $Mn = 4$ (un émetteur $M = 1$ et quatre récepteurs $N = 4$) sont représentées et comparées avec les performances du détecteur CA-CFAR et OS-CFAR analysés dans [39]. Dans [39], les auteurs ont généralisé le détecteur OS-CFAR dans le premier schéma uniquement pour un cas spécifique ($MN = 2$). Dans ce travail, nous généralisons ce détecteur pour n'importe quelle valeur de nœuds (MN) (voir Annexe).

Dans la Figure. 4.8., nous avons représenté la P_d en fonction du rapport signal à bruit (SNR) pour tous les schémas et pour chaque détecteur. On observe que les trois schémas ont les mêmes performances en environnement homogène pour chaque détecteur. En comparant les performances de ces détecteurs, nous constatons que le

CA-CFAR présente la meilleure performance. Les performances de l'OS-CFAR sont les mêmes que celles du GOSCA-CFAR et le détecteur OSSO-CFAR présente la plus faible performance, ce qui est en accord avec les systèmes radars conventionnels SISO. En comparant la détection CFAR pour les radars SISO et MIMO, on constate d'après la Figure. 4.8 que lorsque le nombre de nœuds augmente, une meilleure performance est obtenue. En d'autres termes, une faible valeur de SNR en radar MIMO est nécessaire pour obtenir la même performance de détection par rapport à un radar SISO [39].

Pour illustrer l'influence du nombre de récepteurs sur les performances de détection, la Figure. 4.9. représente la P_d pour les différents détecteurs pour le premier schéma dans le cas de quatre nœuds ($MN = 4$). Dans ce cas, deux configurations différentes sont présentées : un émetteur $M = 1$ et quatre récepteurs $N = 4$ et deux émetteurs $M = 2$ et deux récepteurs $N = 2$. La Figure. 4.10. représente le cas de six nœuds ($MN = 6$) pour le deuxième schéma, où également deux configurations sont envisagées : un émetteur $M = 1$ et six récepteurs $N = 6$ et deux émetteurs $M = 2$ et trois récepteurs $N = 3$. On observe à partir de ces deux figures que non seulement le nombre de nœuds affecte les performances de détection, mais aussi le nombre de récepteurs ; lorsque le nombre de nœuds est maintenu constant, la configuration qui a un plus grand nombre de récepteurs donne la meilleure performance pour la même valeur de P_{fa} . Dans la Figure. 4.11, nous comparons la probabilité de détection pour les deux cas $k_1 = 12, k_2 = 12$ et $k_1 = 12, k_2 = 4$. Il est clair que le cas où $k_1 = 12, k_2 = 12$ donne la meilleure performance. Maintenant, nous considérons un cas plus général où le bruit est un bruit gaussien coloré. La Figure. 4.12 représente la P_d pour différentes valeurs du coefficient de corrélation RHO du bruit gaussien coloré pour le deuxième schéma. En d'autres termes, RHO est la corrélation spatiale entre le contenu des cellules de référence. Nous remarquons que la P_d augmente avec la diminution de RHO .

4.4.2 Cas d'un environnement de cibles interférentes et de bord de fouillis

La présence de cibles interférentes est un cas de non-homogénéité qui peut se produire dans une situation réelle et qui est généralement utilisé pour vérifier la robustesse de l'algorithme de détection. Pour examiner la performance des détecteurs proposés dans une structure MIMO, nous supposons que les cibles interférentes ont la même SER que la cible dans la CST. Les cibles interférentes dans la fenêtre de référence sont simulées de façon similaire que la cible principale dans la CST. Dans les radars MIMO, le nombre de cibles interférentes apparentes et leur emplacement peut être différent dans chaque récepteur. Donc la possibilité d'une cible interférente non visible dans certains des récepteurs peut être considérée [63].

La Figure. 4.13. montre la comparaison des performances de détection des différents détecteurs en présence de deux cibles interférentes dans le cas de deux nœuds $MN = 2$ ($M = 1, N = 2$). Nous supposons que le récepteur 1 observe deux cibles interférentes dans les cellules 4 et 7 tandis que le récepteur 2 observe deux cibles interférentes dans les cellules 11 et 14. Nous observons au moyen du zoom représentée sur la Figure. 4.14. que, dans ce cas, le GOSCA présente des performances légèrement meilleures que les autres. Nous observons également que le deuxième schéma offre une meilleure performance pour le GOSCA et l'OSSO-CFAR tandis que l'OSGO a la meilleure performance lorsque le troisième schéma est employé.

Lorsque le nombre de cibles interférentes augmente, dans le cas où les deux récepteurs observent cinq cibles interférentes situées dans les deux côtés de la CST (cellules 4, 7, 11, 15 et 17), le OSSO-CFAR présente les meilleures performances et les performances des détecteurs GOSCA, OSGO-CFAR et OS-CFAR se dégradent sérieusement pour les trois schémas ce qui est représenté sur la Figure. 4.15. Nous observons également que les meilleures performances de l'OSSO sont obtenues pour le premier schéma et le GOSCA, OSGO et l'OS-CFAR ont les meilleures performances pour le second schéma.

Finalement, nous considérons le cas de la présence d'un bord de fouillis dans la

fenêtre de référence. Les performances ont été étudiées en termes de la régulation de fausse alarme. Nous observons au moyen de la Figure. 4.16. que, lorsque le nombre de cellules immergées dans le fouillis est inférieur à $N/2$, le détecteur OSSO donne de meilleurs résultats tandis que si ce nombre est supérieur à $N/2$, le détecteur OSGO a la meilleure régulation de fausses alarmes.

4.5 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs GOSCA, OSGO et OSSO-CFAR pour les radars MIMO dans des environnements homogènes et non-homogènes. Trois schémas ont été proposés pour généraliser ces détecteurs pour les radars MIMO. Des expressions analytiques ont été obtenues pour deux schémas. les résultats obtenus ont montré que le détecteur GOSCA-CFAR présente les meilleures performances pour un environnement homogène alors que le OSSO-CFAR présente les meilleures performances dans le cas d'un nombre élevé de cibles interférentes lorsque le premier schéma est employé. Pour la régulation de la P_{fa} , les résultats ont montré que le détecteur OSSO-CFAR donne de meilleurs résultats lorsque le bord de fouillis est dans la fenêtre en amont alors que le détecteur OSGO-CFAR est le meilleur pour un bord de fouillis dans la fenêtre en aval. De plus, la probabilité de détection augmente lorsque le nombre de nœuds augmente. Dans le chapitre prochain, nous analysons des détecteurs CFAR flous distribués dans un environnement Weibull.

MN	schéma 1	schéma 2	schéma 3
	($k=3LMN/4$)	($k=3L/4$)	($k=3L/4$)
1	6	6	6
2	12	6	6
3	18	6	6
4	24	6	6
6	36	6	6

TABLE 4.1 – Le k^{eme} plus grand échantillon pour chaque schéma .

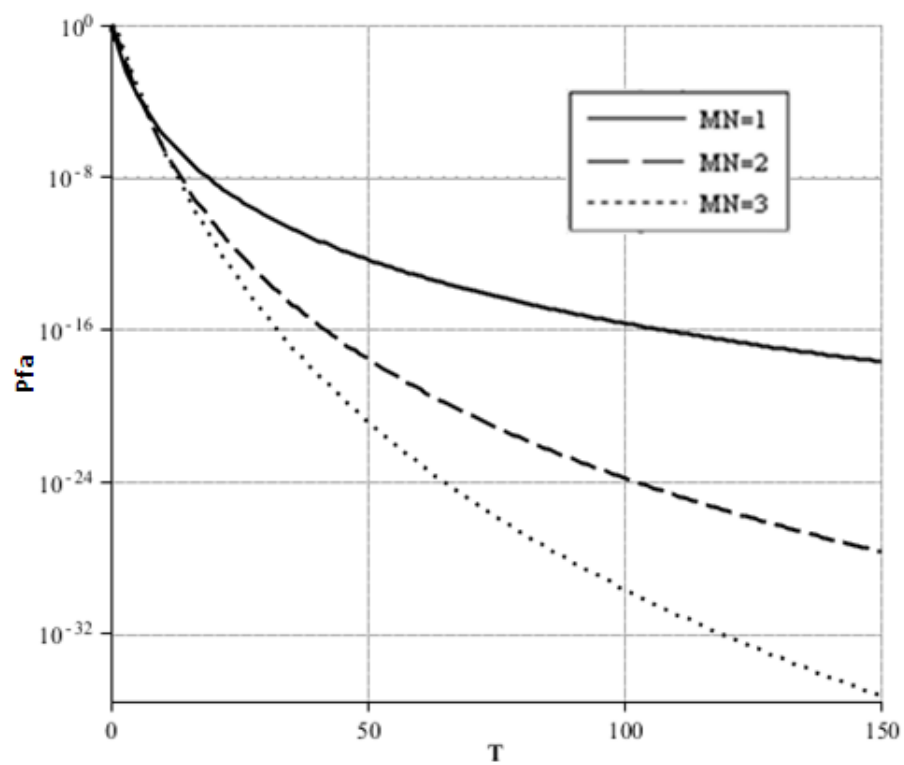


FIGURE 4.4 – Probabilité de fausse alarme du détecteur GOSCA1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).

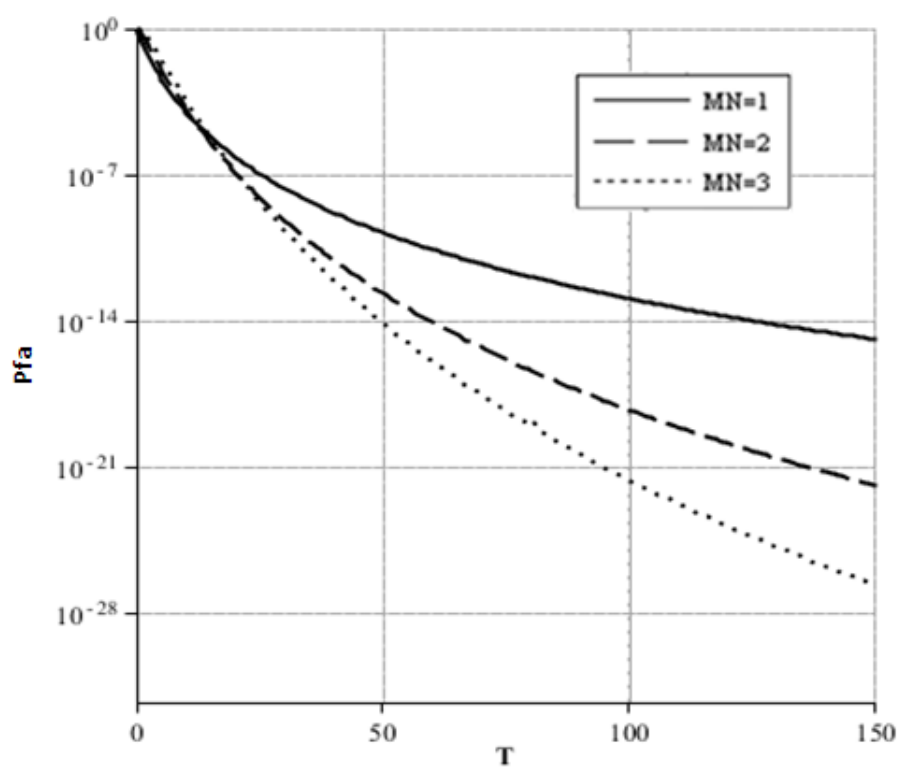


FIGURE 4.5 – Probabilité de fausse alarme du détecteur OSGO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).

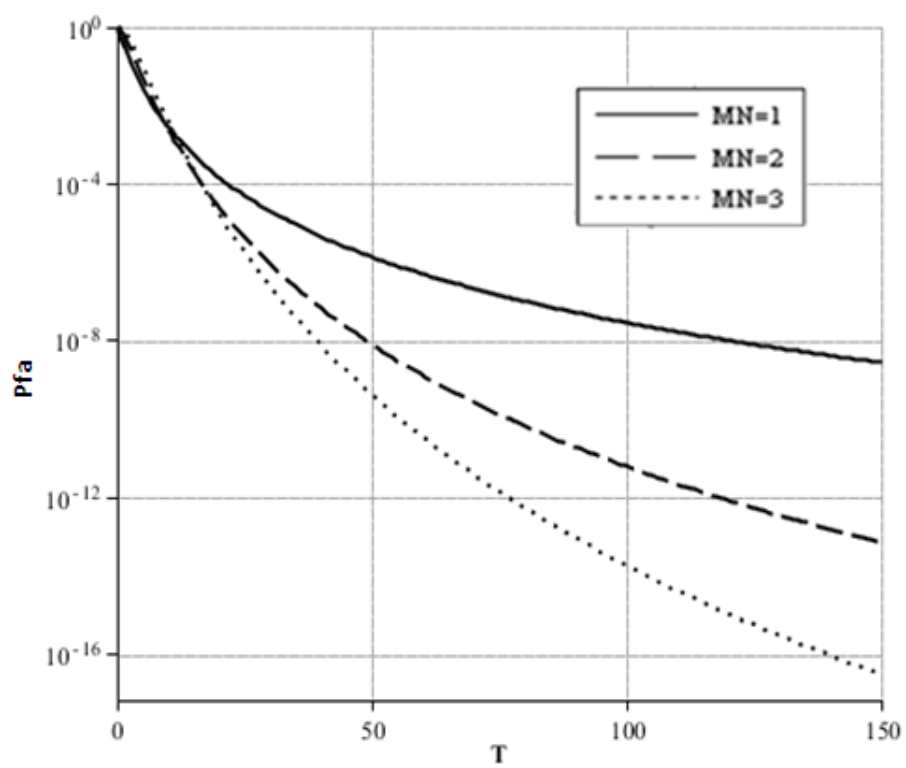


FIGURE 4.6 – Probabilité de fausse alarme du détecteur OSSO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$, pour différentes valeurs de nœuds (MN).

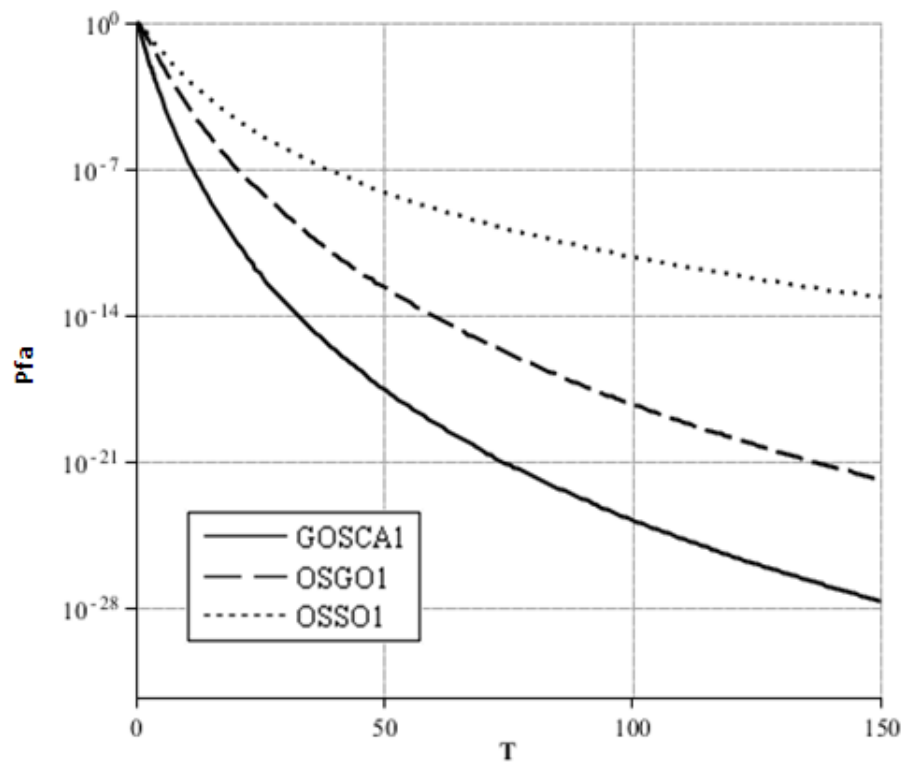


FIGURE 4.7 – Probabilité de fausse alarme des détecteurs GOSCA1, OSGO1 et OSSO1-CFAR en fonction du paramètre d'échelle T pour $k_1=k_2=6$, $L=8$ et $MN=2$.

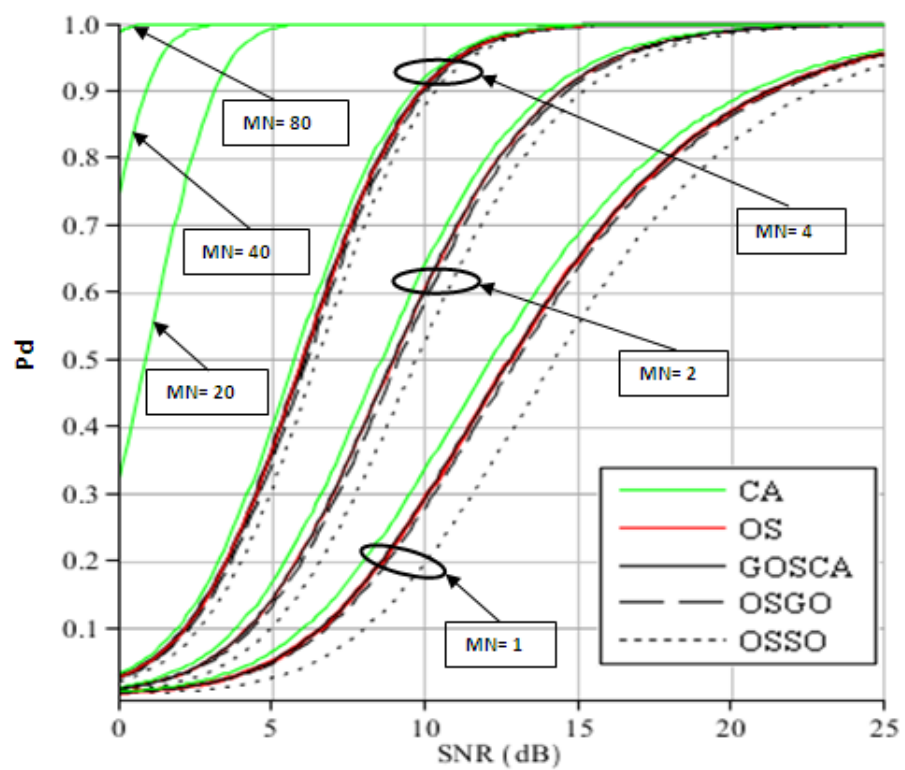


FIGURE 4.8 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$, et $MN=1, 2$ et 4 ($M=1$) et $MN=20, 40$ et 80 pour le détecteur CA-CFAR.

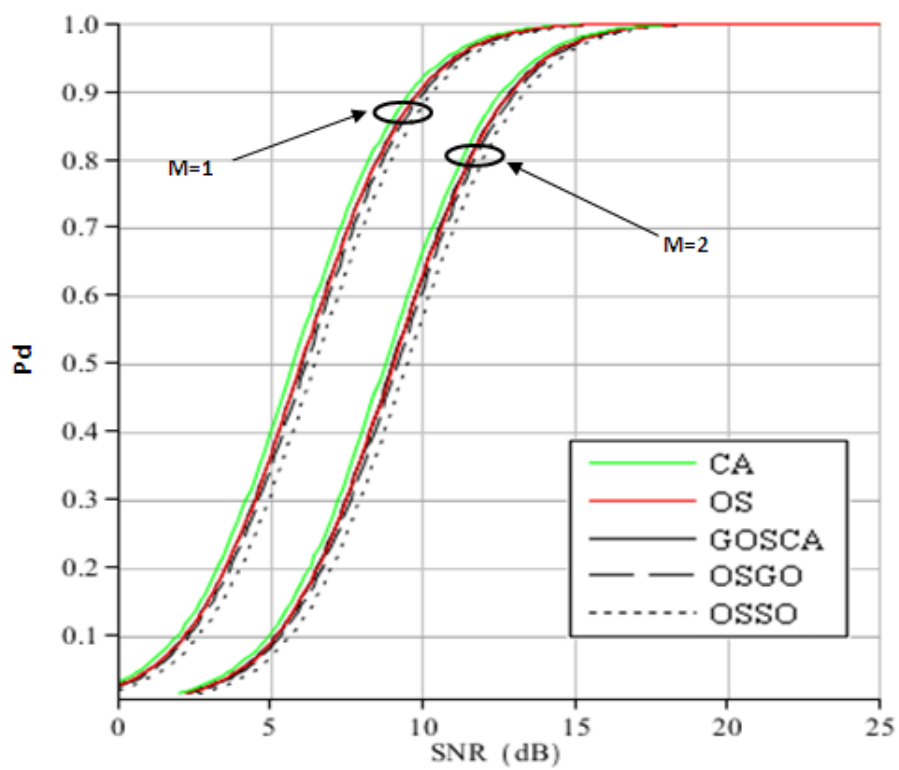


FIGURE 4.9 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $k_1 = k_2 = 24$, $L = 8$, pour 4 nœuds dans deux cas ($M=1$, $N=4$) et ($M=2$, $N=2$).

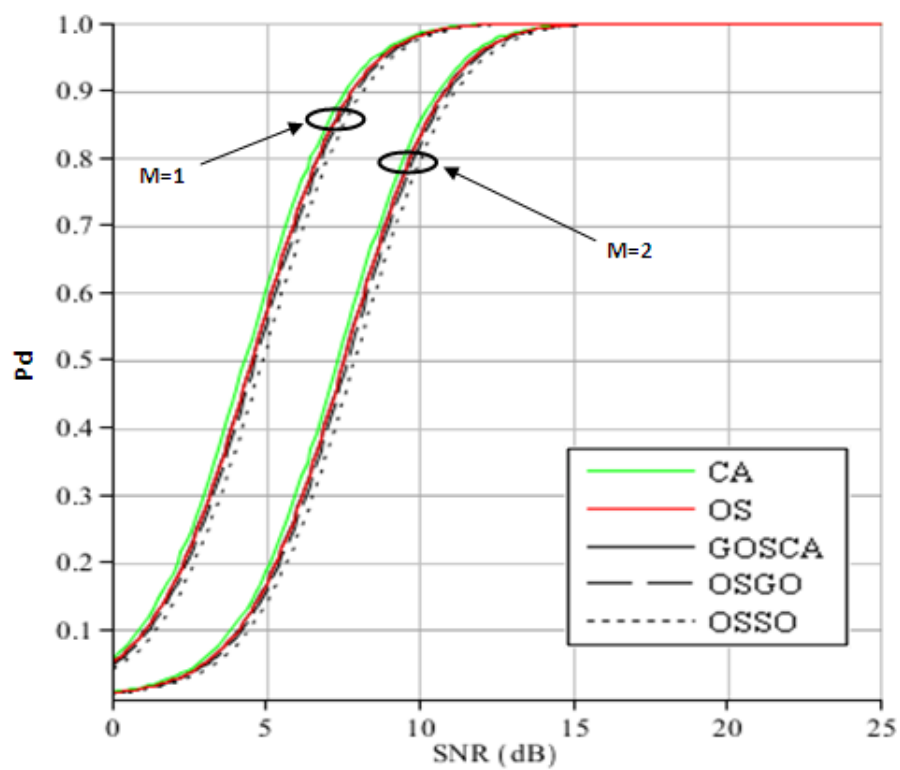


FIGURE 4.10 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 2) pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $k_1 = k_2 = 6$, $L = 8$, pour 6 nœuds dans deux cas ($M=1$, $N=6$) et ($M=2$, $N=3$).

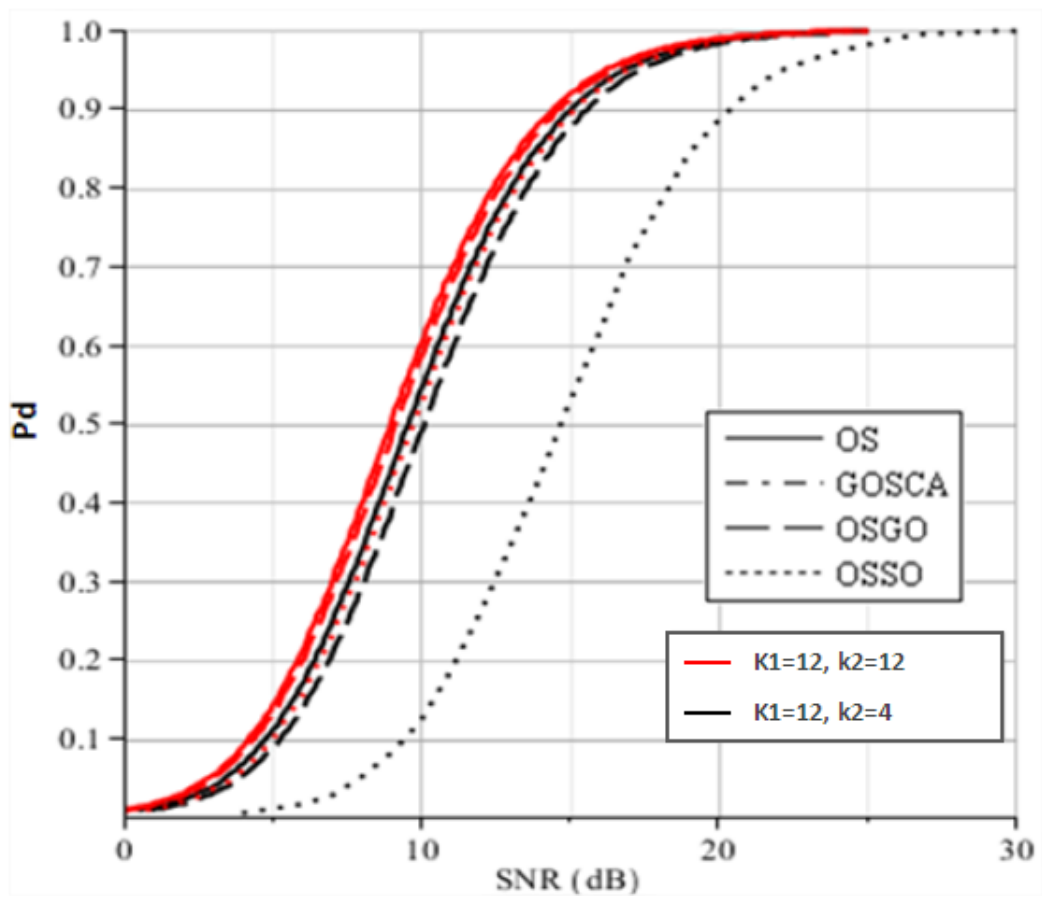


FIGURE 4.11 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 1) pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$, pour 2 nœuds ($M=1$, $N=2$) dans deux cas $k_1=k_2=12$ et $k_1=12$, $k_2=4$. L'OS chevauche avec le GOSCA.

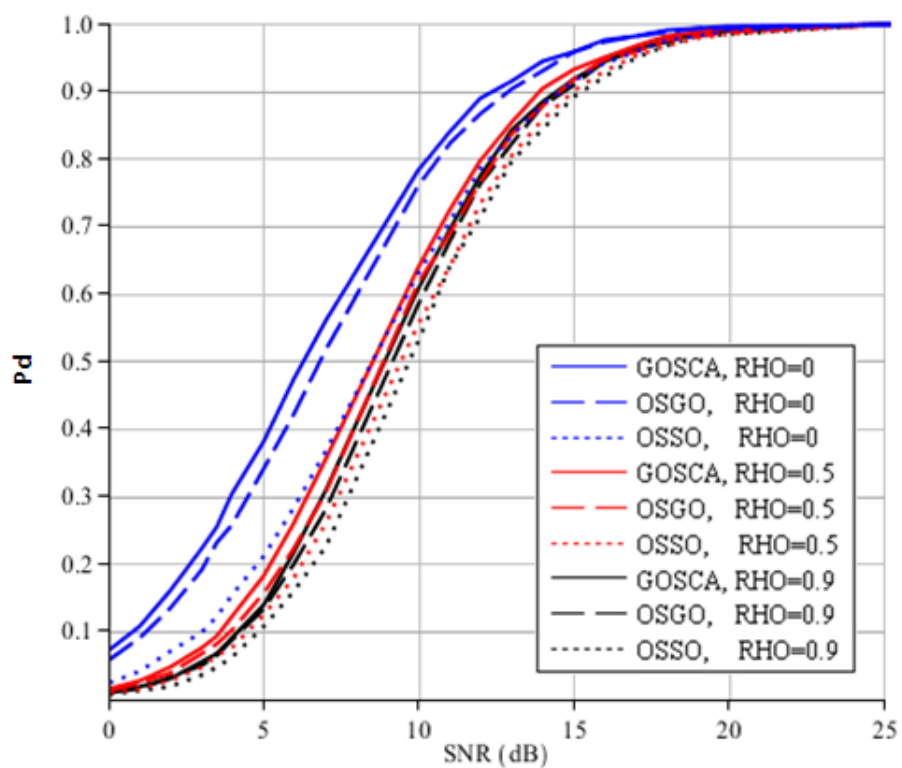


FIGURE 4.12 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement homogène (schéma 2) pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$, $MN=2$ ($M=1$, $N=2$) pour différents valeurs de RHO.

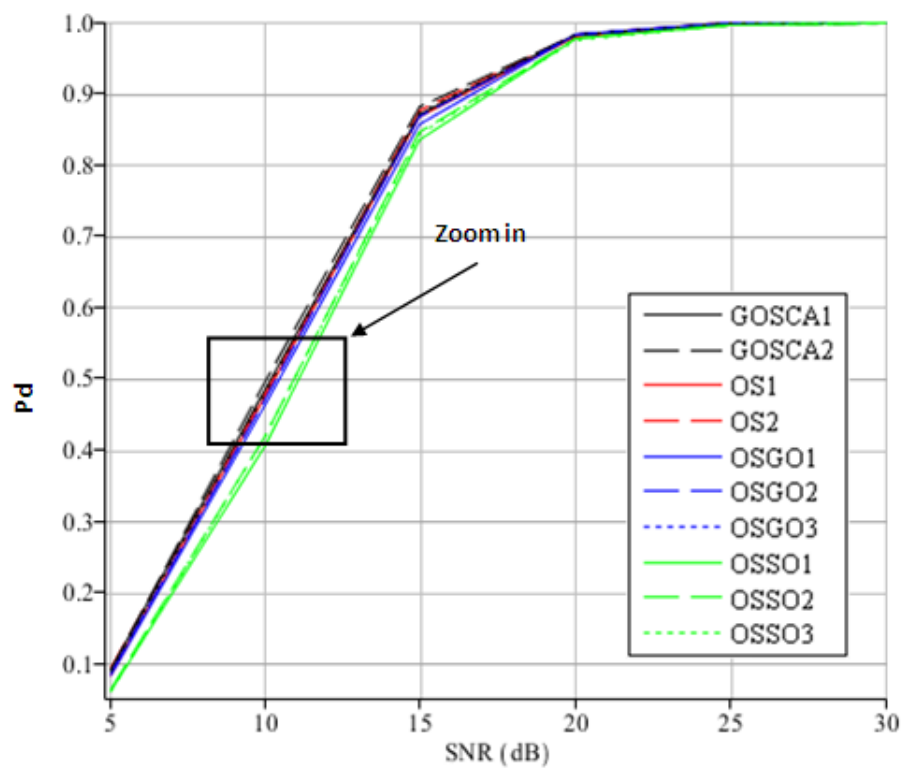


FIGURE 4.13 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement de deux cibles interférentes pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$ et $MN= 2$ ($M=1$, $N=2$).

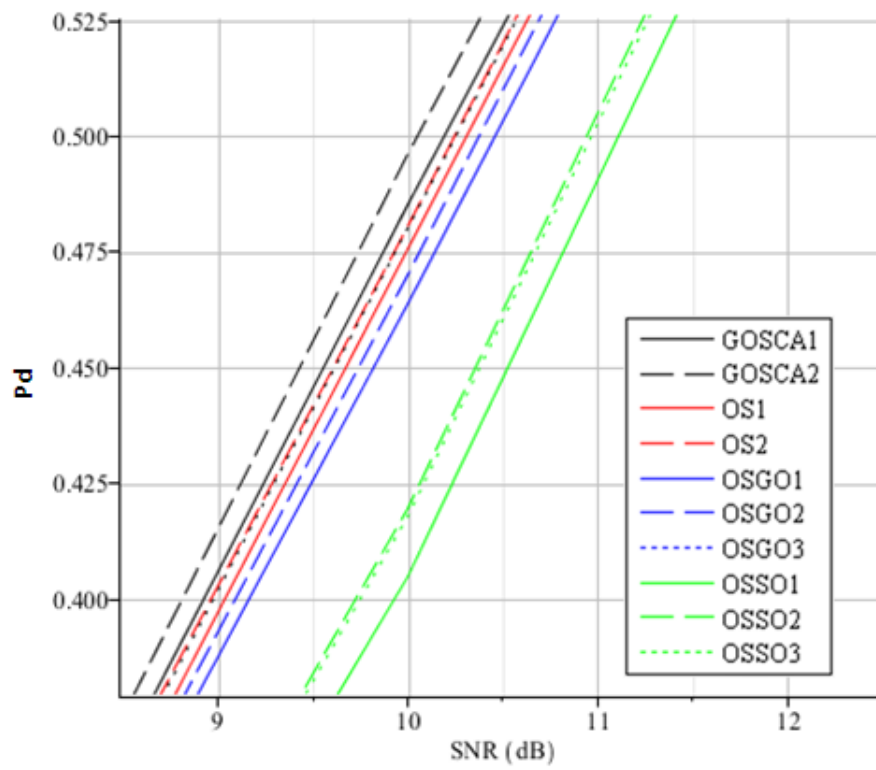


FIGURE 4.14 – Zoom sur la Figure 3.13.

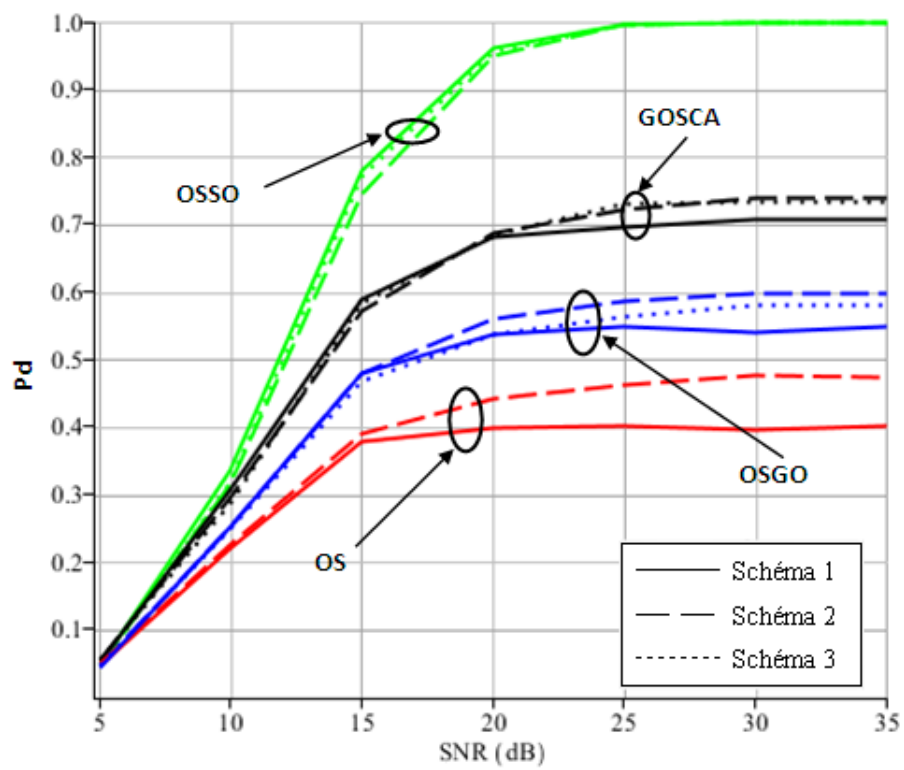


FIGURE 4.15 – Probabilité de détection des différents détecteurs en fonction du SNR(dB) dans un environnement de 5 cibles interférentes pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$ et $MN=2$ ($M=1$, $N=2$).

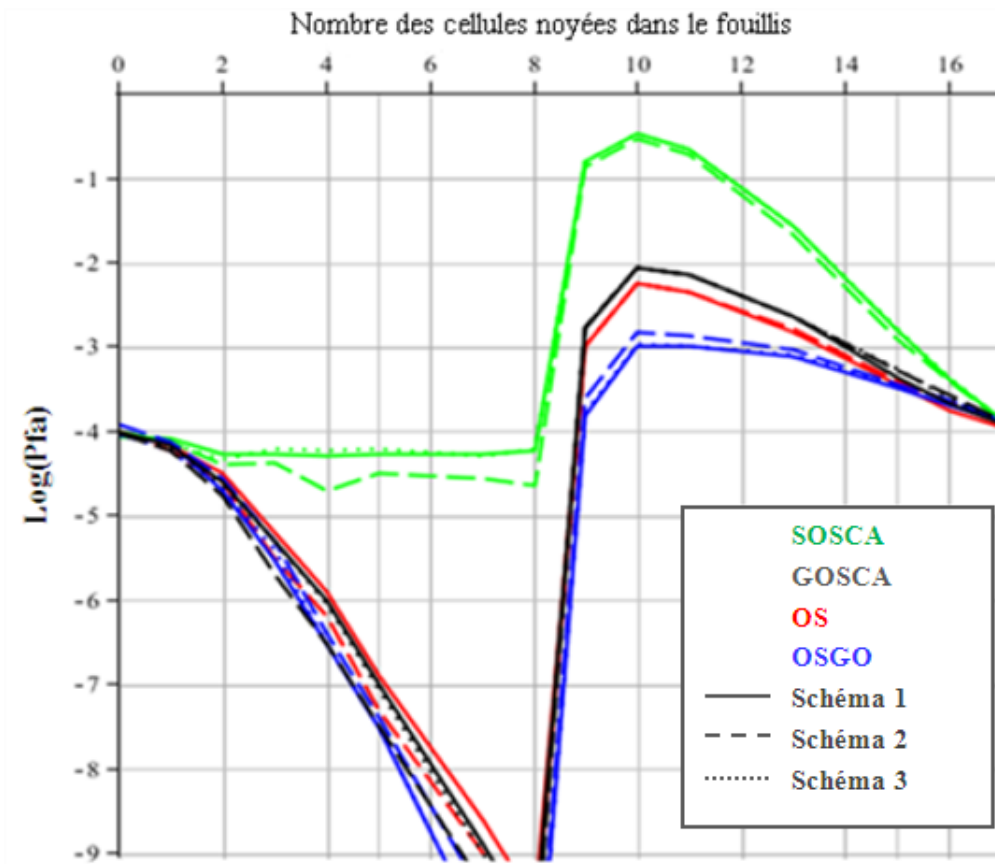


FIGURE 4.16 – Probabilité de fausse alarme des différents détecteurs en fonction du nombre de cellules noyées dans le fouillis pour $p_{fa} = 10^{-4}$, $L=8$, $\text{CNR}=10$ dB et $MN=2$ ($M=1$, $N=2$).

Chapitre 5

Détection CFAR distribuée dans un environnement homogène et non homogène Weibull utilisant les règles de fusion Floue.

Résumé

Dans ce chapitre, nous analysons la détection distribuée des détecteurs flous FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR dans un environnement homogène et non homogène Weibull en supposant un paramètre de forme connu. La non homogénéité est modélisée par la présence d'un bord de fouillis dans la fenêtre de référence. Pour chaque détecteur nous déduisons la fonction d'appartenance qui fait correspondre les observations à l'espace de fausse alarme et nous calculons le seuil au centre de fusion de données. Nous avons appliqué les règles de fusion floues : "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique" pour L détecteurs considérés au centre de fusion de données. Des simulations dans le cas d'un environnement homogène et non homogène (présence de bord de fouillis) ont été présentées et discutées.

1. Introduction
2. Modèles mathématiques.
3. Résultats et discussions.
4. Conclusion.

5.1 Introduction

Dans les systèmes radar, pour détecter des cibles dans un environnement bruité, un seuil adaptatif est déterminé afin d'obtenir une probabilité de fausse alarme désirée. Les performances de détection peuvent être améliorées en utilisant des systèmes de détection distribués. Dans ces systèmes de détection (Figure. 5.1), chaque détecteur envoie soit une décision binaire soit de l'information condensée sur les observations disponibles au niveau du détecteur au centre de fusion, où une décision globale concernant la présence ou l'absence d'une cible est effectuée en utilisant des règles de fusion binaires.

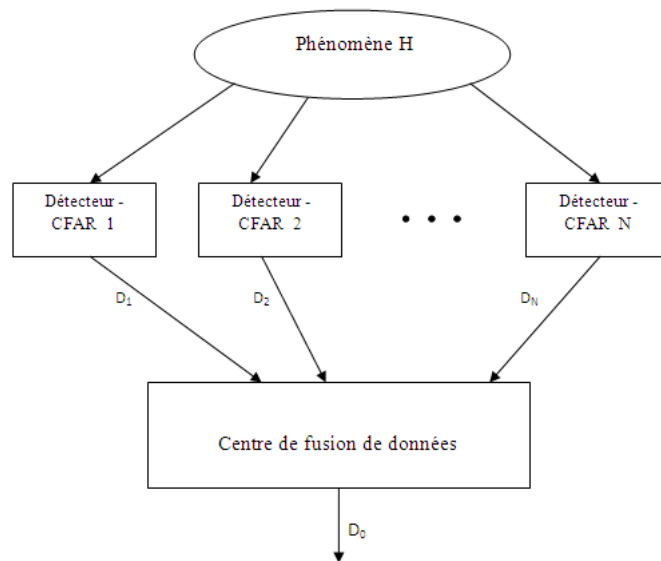


FIGURE 5.1 – Détecteurs CFAR distribués avec fusion de données.

La fusion floue est une technique de détection distribuée où le seuil binaire est remplacé par un seuil continu permettant de traduire les décisions binaires en une valeur indiquant le degré d'appartenance aux classes correspondantes 'présence de cible' ou 'absence de cible', à l'aide des règles floues appliquées au centre de fusion de données.

Dans ce chapitre, nous analysons les performances des détecteurs CFAR distribués FCA-CFAR (fuzzy cell-averaging-CFAR), FGO-CFAR (fuzzy greatest-of-CFAR) et FSO-CFAR (fuzzy smallest-of-CFAR) avec un centre de fusion de données floues dans un environnement homogène et non homogène Weibull en supposant un paramètre de forme connu. On considère également un système de détection distri-

bué constitué de L détecteurs CFAR flous en utilisant les règles de fusion floue "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique".

5.2 Modèles mathématiques

Nous considérons un système radar distribué constitué de L détecteurs CFAR flous. Chaque détecteur calcule une fonction d'appartenance en transformant l'espace des observation en une valeur réelle comprise entre 0 et 1 comme représenté sur la Figure. 5.2. Ensuite, ces décisions floues (degrés d'appartenance) sont transmises au centre de fusion où elles sont combinées selon l'une des règles de fusion floues considérées. Le résultat est comparé à un seuil déterminé pour atteindre une probabilité de fausse alarme désirée pour déclarer la présence ou l'absence d'une cible.

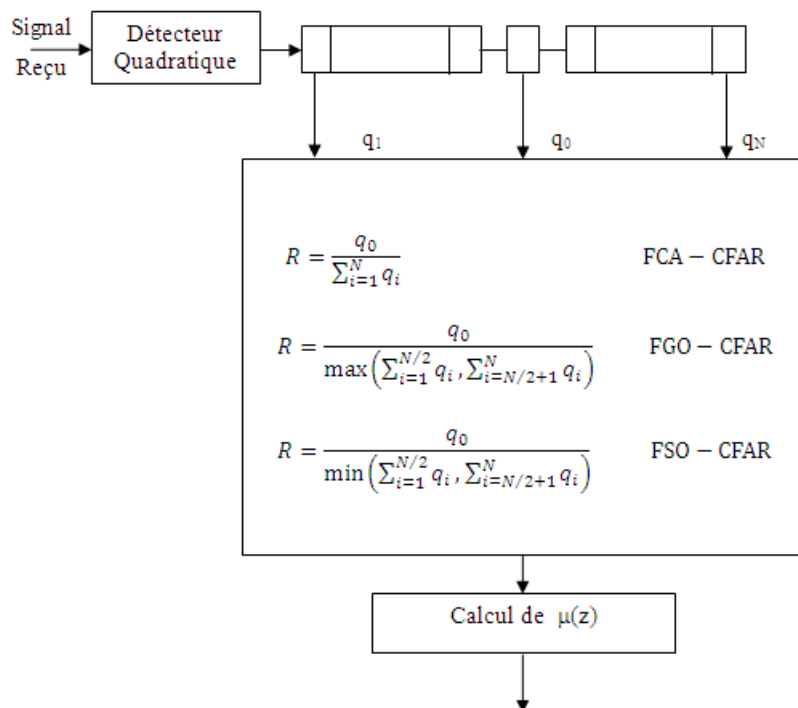


FIGURE 5.2 – Détecteurs CFAR flous proposés.

La fonction d'appartenance μ qui fait correspondre l'espace des observations à un espace de fausse alarme est définie [42–44] comme suit :

$$\mu(z) = Pr(R > z), \quad z > 0 \quad (5.1)$$

$$\mu(z) = \int_z^{+\infty} f_R(r) dr \quad (5.2)$$

$$R = \frac{Q_0}{Y} \quad (5.3)$$

Où Q_0 et Y représentent respectivement les contenus de la CST et l'estimé de la puissance de fouillis correspondant à l'hypothèse H_0 . Supposant que pour chaque détecteur $(N+1)$ cellules de références indépendantes et identiquement distribuées selon la distribution Weibull. La PDF et la CDF des échantillons à la sortie du détecteur quadratique sont donnés respectivement par.

$$f(t) = bct^{c-1} \exp(-bt^c); \quad t \geq 0 \quad (5.4)$$

Et

$$F(t) = 1 - \exp(-bt^c); \quad t \geq 0 \quad (5.5)$$

Où, b et c sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme.

Pour analyser les détecteurs CFAR considérés, nous avons besoin de la distribution de la somme des variables aléatoires Weibull indépendantes et identiquement distribuées. Cette distribution n'existe pas sous forme explicite. Dans [47], une approximation de la distribution de la somme des variables aléatoires indépendantes et identiquement Weibull a été proposé. L'approximation est de type de distribution gamma généralisée (GGD) dont la PDF et la CDF sont donnés respectivement par :

$$f_N(t) = \frac{rcb^N}{\Gamma(N)} (rt)^{Nc-1} \exp(-b(rt)^c) \quad (5.6)$$

Et

$$F_N(t) = \frac{\gamma(N, b(rt)^c)}{\Gamma(N)} \quad (5.7)$$

$$r = \frac{\Gamma(N + \frac{1}{c})}{N\Gamma(N)\Gamma(1 + \frac{1}{c})}$$

Où Γ est la fonction gamma et γ est la fonction gamma incomplète.

5.2.1 Analyse du détecteur FCA-CFAR (Fuzzy Cell-Averaging CFAR)

Dans le détecteur FCA-CFAR (Figure. 5.2), l'estimation du niveau de puissance de fouillis utilise la SOMME du contenu des cellules de référence des deux sous-fenêtres en amont et en aval. Donc, la fonction d'appartenance pour le détecteur FCA-CFAR est donnée par :

$$\mu(z) = \int_z^{+\infty} f_R(r) dr \quad z \geq 0 \quad (5.8)$$

$$f_R(r) = \int_0^{+\infty} f_{Q_0}(ry) f_Y(y) |y| dy \quad (5.9)$$

Où

$$R = \frac{Q_0}{Y}, \quad Y = \sum_{i=1}^N Q_i \quad (5.10)$$

La PDF de Q_0 et Y sont données respectivement par :

$$f_{Q_0}(t) = bct^{c-1} \exp(-bt^c); \quad t \geq 0 \quad (5.11)$$

$$f_Y(t) = \frac{rcb^N}{\Gamma(N)} (rt)^{Nc-1} \exp(-b(rt)^c) \quad (5.12)$$

En remplaçant (5.11) et (5.12) dans (5.9)

$$f_R(r) = \frac{c^2 b^{N+1} r^{Nc}}{\Gamma(N)} z^{c-1} \int_0^{+\infty} y^{c(N+1)-1} \exp(-by^c(z^c + r^c)) dy \quad (5.13)$$

En Faisant le changement de variable $t = by^c$ et évaluons l'intégrale, nous obtenons

$$f_R(r) = \frac{cN r^{Nc} z^{c-1}}{(z^c + r^c)^N} \quad (5.14)$$

En remplaçant (5.14) dans (5.8), la fonction d'appartenance du détecteur FCA-CFAR est donnée par :

$$\mu(z) = \frac{1}{\left[1 + \left(\frac{z}{r}\right)^c\right]^N} \quad (5.15)$$

Notez que pour $c = 1$ (la distribution exponentielle), (5.15) conduit au résultat donnée dans [43, 64].

5.2.2 Analyse du détecteur FGO-CFAR (Fuzzy Greatest-Of CFAR)

Dans le détecteur FGO-CFAR (Figure. 5.2), l'estimation du niveau de puissance de fouillis utilise le MAXIMUM de deux sommes séparés pour les deux sous-fenêtre en amont et en aval de la CST. Donc, la fonction d'appartenance est calculée avec la valeur de $Y = \max(U, V)$.

Où $U = \sum_{i=1}^{N/2} Q_i$ et $V = \sum_{i=N/2+1}^N Q_i$.

La PDF de Y est donnée par [50] :

$$f_Y(y) = 2f_U(y)F_U(y) \quad (5.16)$$

Où

$$f_U(u) = \frac{rcb^{\frac{N}{2}}}{\Gamma(\frac{N}{2})} (rt)^{\frac{N}{2}c-1} \exp(-b(rt)^c) \quad (5.17)$$

Et $F_U(u) = \int_0^u f_U(t) dt$

$$F_U(u) = \frac{\gamma(\frac{N}{2}, b(ru)^c)}{\Gamma(\frac{N}{2})} \quad (5.18)$$

En remplaçant (5.11) et (5.16) dans (5.9)

$$f_R(r) = \frac{c^2 b^{\frac{N}{2}+1} r^{\frac{N}{2}c}}{[\Gamma(\frac{N}{2})]^2} z^{c-1} \int_0^{+\infty} y^{c(\frac{N}{2}+1)-1} \exp(-by^c(z^c + r^c)) \gamma(\frac{N}{2}, b(ry)^c) dy \quad (5.19)$$

Où

$$\gamma(\frac{N}{2}, b(ry)^c) = \frac{\Gamma(\frac{N}{2})}{\frac{N}{2}} \left(1 - \exp(-b(ry)^c) \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \frac{(b(ry)^c)^i}{i!} \right) \quad (5.20)$$

En remplaçant (5.20) dans (5.19) et faisant le changement de variable $t = by^c$.

$$f_R(r) = \frac{2cr^{\frac{N}{2}c}}{N\Gamma(\frac{N}{2})} z^{c-1} \left\{ \int_0^{+\infty} t^{\frac{N}{2}} \exp(-(z^c + r^c)t) dt - \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \frac{(r)^{ci}}{i!} \int_0^{+\infty} t^{\frac{N}{2}+i} \exp(-(z^c + 2r^c)t) dt \right\} \quad (5.21)$$

$$f_R(r) = \frac{2cr^{\frac{N}{2}c}}{N\Gamma(\frac{N}{2})} z^{c-1} \left(\frac{\Gamma(\frac{N}{2} + 1)}{(z^c + r^c)^{\frac{N}{2}+1}} - \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \frac{(r)^{ci}}{i!} \frac{\Gamma(\frac{N}{2} + i + 1)}{(z^c + 2r^c)^{\frac{N}{2}+i+1}} \right) \quad (5.22)$$

En remplaçant (5.22) dans (5.8) la fonction d'appartenance du détecteur FGO-CFAR est donnée par :

$$\mu(z) = \frac{2}{[1 + (\frac{z}{r})^c]^{\frac{N}{2}}} - \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \frac{2}{[2 + (\frac{z}{r})^c]^{\frac{N}{2}+i}} \quad (5.23)$$

Notez que pour $c = 1$ (la distribution exponentielle), (5.23) conduit au résultat donnée dans [64].

5.2.3 Analyse du détecteur FSO-CFAR (Fuzzy Smallest-Of CFAR)

Dans le détecteur FSO-CFAR (Figure. 5.2), l'estimation du niveau de puissance de fouillis utilise le MINIMUM de deux sommes séparés pour les deux sous-fenêtre en amont et en aval de la CST. Donc, la fonction d'appartenance est calculée avec la valeur de $Y = \min(U, V)$.

Où $U = \sum_{i=1}^{N/2} Q_i$ et $V = \sum_{i=N/2+1}^N Q_i$.

La PDF de Y est donnée par [50] :

$$f_Y(y) = 2f_U(y)(1 - F_U(y)) \quad (5.24)$$

$$f_Y(y) = 2f_U(y) - 2f_U(y)F_U(y)$$

$$f_{FSO}(y) = 2f_{FCA}(y) - f_{FGO}(y)$$

Notez que l'estimation de la puissance du fouillis du détecteur FCA-CFAR utilisé dans cette expression est calculée selon un nombre de cellules de référence égal à $N/2$. Ainsi, la PDF de R est donnée par :

$$f_R(r) = \frac{2cr^{\frac{N}{2}c}}{N\Gamma(\frac{N}{2})} z^{c-1} \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \frac{(r)^{ci}}{i!} \frac{\Gamma(\frac{N}{2} + i + 1)}{(z^c + 2r^c)^{\frac{N}{2}+i+1}} \quad (5.25)$$

En remplaçons (5.25) dans (5.8) et évaluons l'intégrale nous obtenons :

$$\mu(z) = \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \frac{2}{[2 + (\frac{z}{r})^c]^{\frac{N}{2}+i}} \quad (5.26)$$

Notez que pour $c = 1$ (la distribution exponentielle), (5.26) conduit au résultat donnée dans [64].

5.3 Résultats et discussions

Dans cette section, nous présentons les performance des détecteurs CFAR flous décrits précédemment en considérant un système radar distribué constitué de L détecteurs CFAR flous dans un environnement homogène et non-homogène Weibull. On suppose un paramètre de forme connu avec les valeurs $c=0.8$ et $c=1.2$. Au centre de fusion les fonctions d'appartenance sont combinées selon l'une des règles de fusion : "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique" où une décision globale est faite pour déclarer la présence ou l'absence du cible en comparant cette fonction d'appartenance globale à un seuil globale T. le Tableau. 1 résume les valeurs de T pour une valeur de la Pfa désirée égale à 10^{-4} et L=2, 3 et 4 détecteurs [44].

Les performances de détection sont effectuées au moyen de simulations Monte-Carlo, la cible dans la CST est supposée fluctuer selon le model Swerling II. Dans le cas de l'hypothèse H1, où la CST contient la cible plus un fouillis Weibull, la PDF ne peut pas être obtenue sous une forme analytique. Par conséquent, nous utilisons l'approximation proposée dans [28, 48] où la PDF de la CST est donnée par :

$$f_{CUT}(t) = \frac{1}{b_c(1 + SCR)} \exp\left(-\frac{1}{b_c(1 + SCR)}t\right) \quad t \geq 0 \quad (5.27)$$

Où

$$b_c = b\Gamma\left(1 + \frac{2}{c}\right) \quad (5.28)$$

5.3.1 Cas d'un environnement homogène

Pour illustrer les performances des détecteurs CFAR flous décrits ci-dessus dans un environnement homogène, nous avons tracé la probabilité de détection de ces détecteurs en fonction du SNR en supposant un nombre de cellules $N = 32$ et une valeur de la Pfa désirée égale à 10^{-4} . Les Figures. 5.3 – 5.5 montrent la probabilité de détection des détecteurs FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR pour les différentes règles de fusion floue proposées dans le cas d'un paramètre de forme $c = 1,2$ et un nombre de détecteurs $L = 3$. A partir de ces figures, nous observons que les meilleures performances de détection distribuée sont obtenues par la règle de fusion "produit algébrique" suivi par la règle "minimum" et cela pour les trois détecteurs CFAR.

Les Figures. 5.6 – 5.9 montrent la probabilité de détection des détecteurs FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR respectivement pour les règles de fusion "produit algébrique", "minimum", "somme algébrique" et le "maximum" dans le cas du paramètre de forme $c = 0,8$ et pour un nombre de détecteurs $L = 2$ et $L = 4$.

A partir de ces figures, on constate que la probabilité de la détection augmente significativement avec le nombre de détecteurs L en utilisant les deux règles de fusion "produit algébrique" et le "minimum". Il peut aussi être observé de ces figures que le détecteur FCA-CFAR présente les meilleures performances comparé aux autres dans le cas ($c = 0,8$). La comparaison de la probabilité de détection pour les trois détecteurs CFAR flous dans le cas où $c = 1,2$ montre que les performances du FGO-CFAR sont meilleures que les autres, ce qui est représenté sur la Figure. 5.10 pour différents nombres de détecteurs $L = 2, 3$ et 4 .

5.3.2 Cas d'un environnement de bord du fouillis

La présence du bord de fouillis dans la fenêtre de référence, qui peut représenter la frontière d'une zone de précipitation, est modélisé par une fonction d'échelon. Pour chaque détecteur, nous supposons qu'il ya un nombre de cellules noyées dans un fouillis Weibull avec un paramètre d'échelle γb et un paramètre de forme c , alors que le reste des cellules sont noyées dans un fouillis relativement claire (bruit), où γ représente le rapport clutter sur bruit. On suppose que tous les détecteurs voient le

même emplacement du bord de fouillis.

Les Figures. 5.11 et 5.12 représentent les performances de détection des détecteurs distribués CFAR flous considérés en utilisant la règle de fusion floue "produit algébrique" dans un environnement de bord de fouillis jusqu'à la 6^{ème} cellule en fonction du SCR pour un rapport clutter sur bruit égal à 10 dB.

Nous observons que le FSO-CFAR donne les meilleures performances comparé aux autres détecteurs. En termes de contrôle de la fausse alarme et en considérant l'influence de la position du bord de fouillis, les meilleures performances sont obtenues par le FSO-CFAR dans le cas où la CST se trouve dans la région basse du fouillis. Dans le cas où la CST se trouve dans la région haute du fouillis comme il est représenté sur la Figure. 5.13, le FGO-CFAR présente les meilleures performances.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs CFAR flous FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR pour un système distribué en utilisant les règles de fusion floue "maximum", "minimum", "somme algébrique" et "produit algébrique" dans un environnement homogène et non-homogène Weibull en supposant un paramètre de forme connu et en considérant un système distribué constitué de L détecteurs CFAR flous. Les résultats obtenus ont montré que la probabilité de détection augmente quand le nombre de détecteurs L augmente en utilisant les deux règles de fusion floues "produit algébrique" et "minimum". La comparaison de la probabilité de détection pour les trois détecteurs CFAR flous pour un environnement homogène montre que le FCA-CFAR présente de meilleures performances dans le cas où le paramètre de forme $c = 0,8$ et le FGO-CFAR dans le cas où $c = 1,2$.

Dans le cas d'un bord de fouillis, le détecteur FSO-CFAR donne les meilleures performances dans le cas où la CST se trouve dans la région basse du fouillis, tandis que le détecteur FGO-CFAR est meilleur dans le cas où la CST se trouve dans la région haute du fouillis.

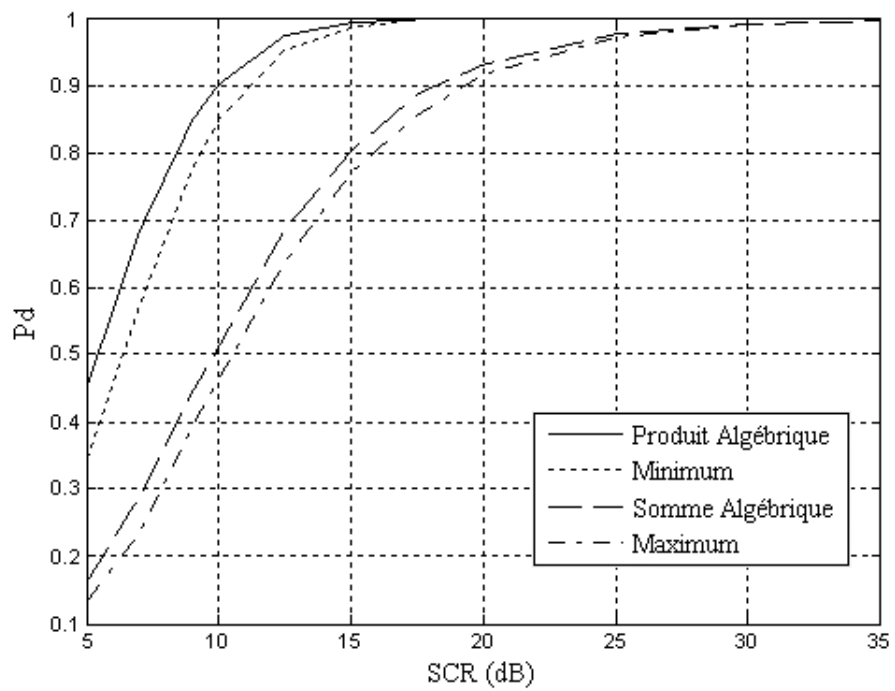


FIGURE 5.3 – Probabilité de détection du FCA-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.

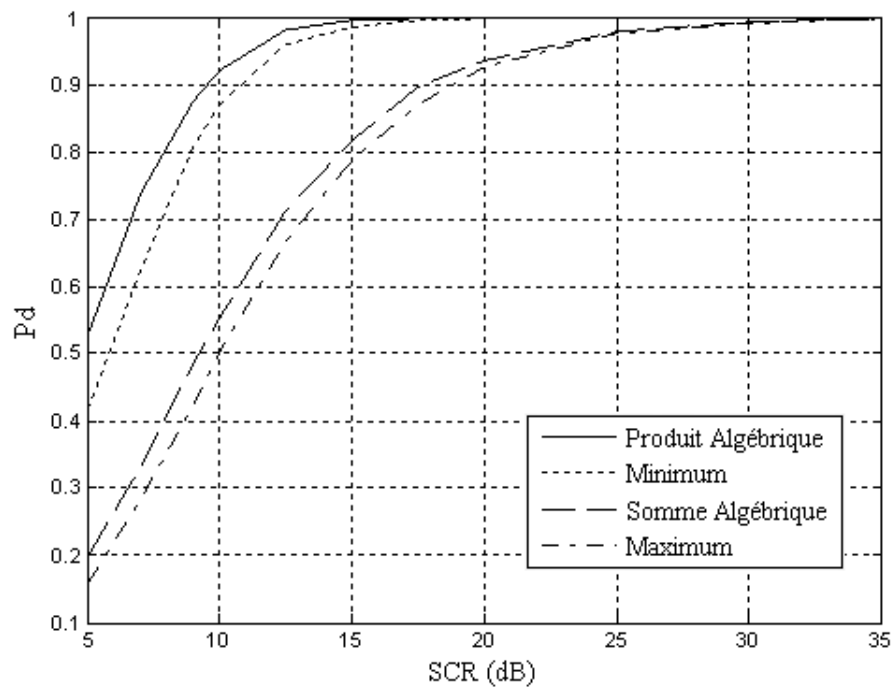


FIGURE 5.4 – Probabilité de détection du FGO-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.

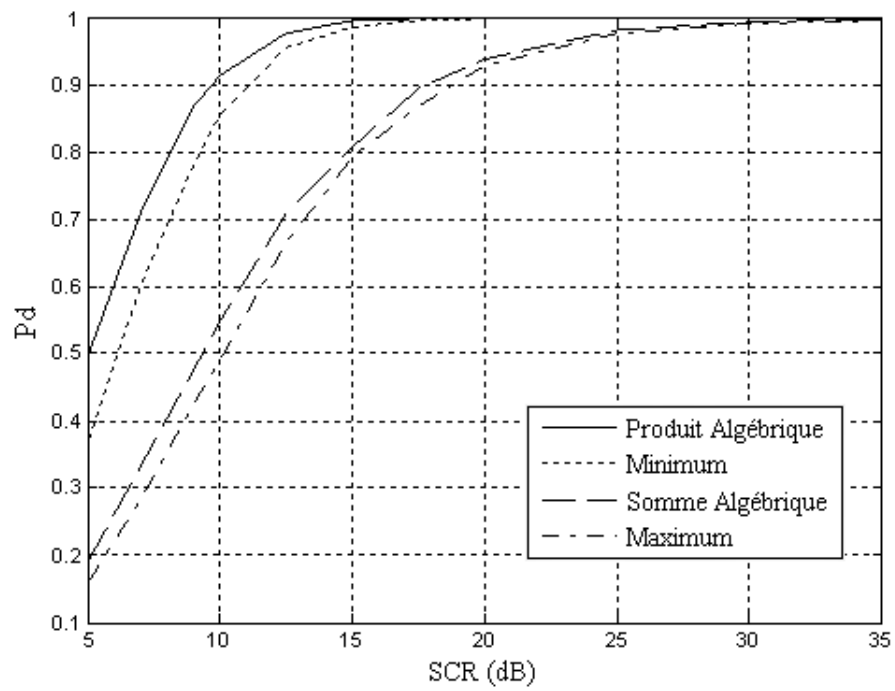


FIGURE 5.5 – Probabilité de détection du FSO-CFAR en fonction de SNR(dB) avec les différentes règles de fusion pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et $L=3$ détecteurs.

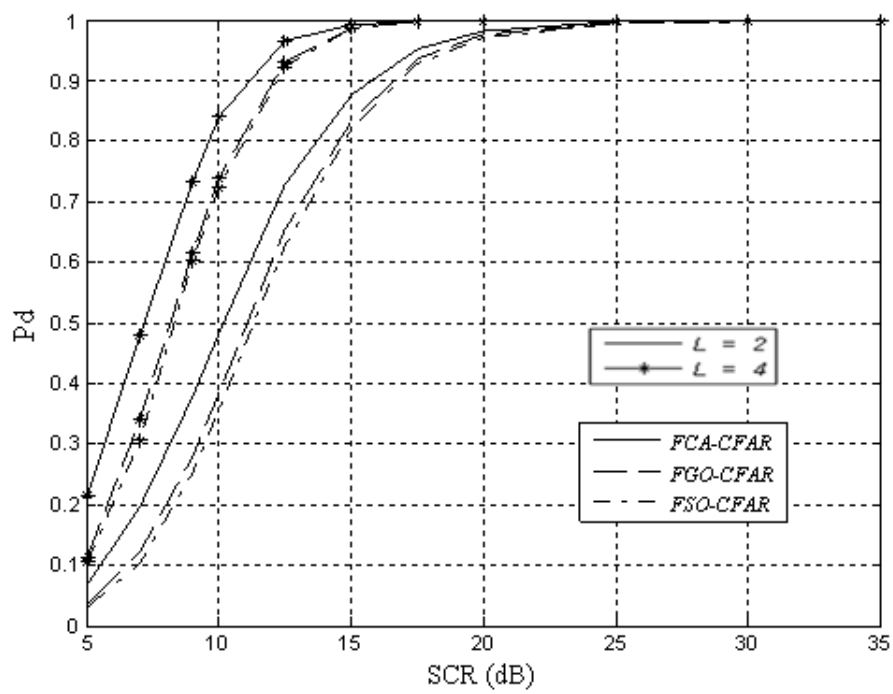


FIGURE 5.6 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.

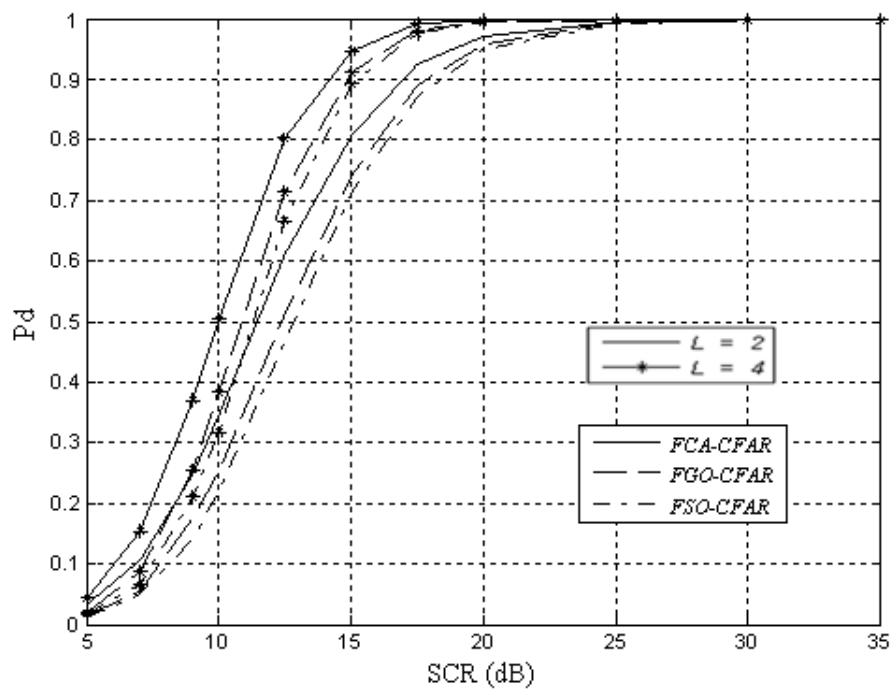


FIGURE 5.7 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « minimum » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.

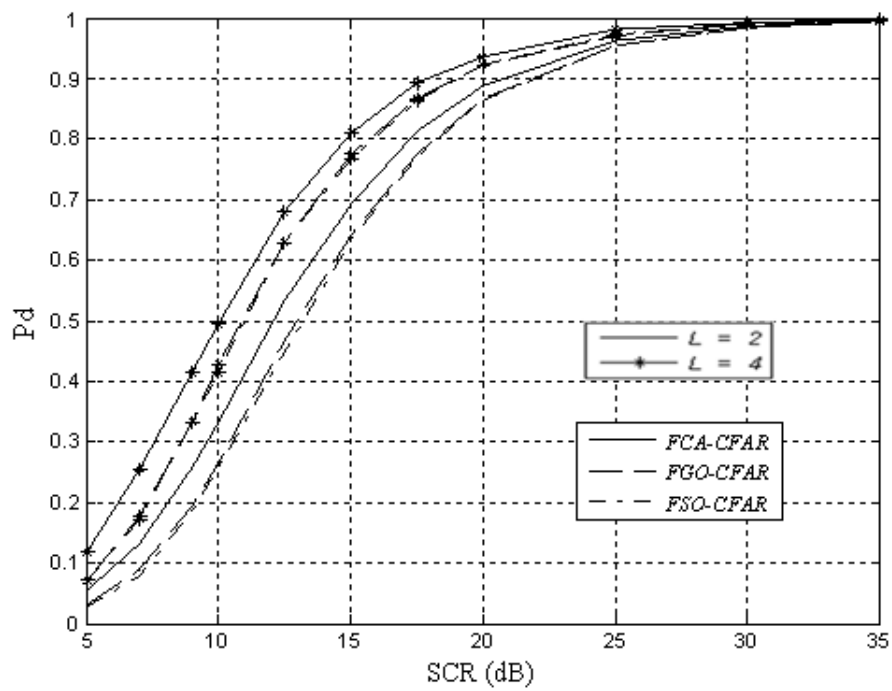


FIGURE 5.8 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « somme algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.

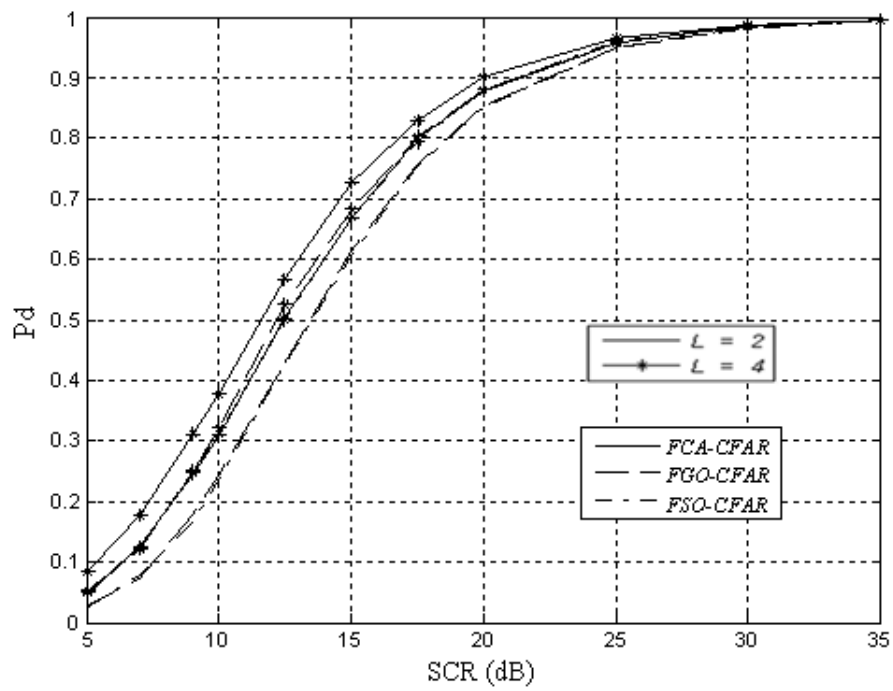


FIGURE 5.9 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « maximum » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=0.8$ et pour $L=2$ et 4 détecteurs.

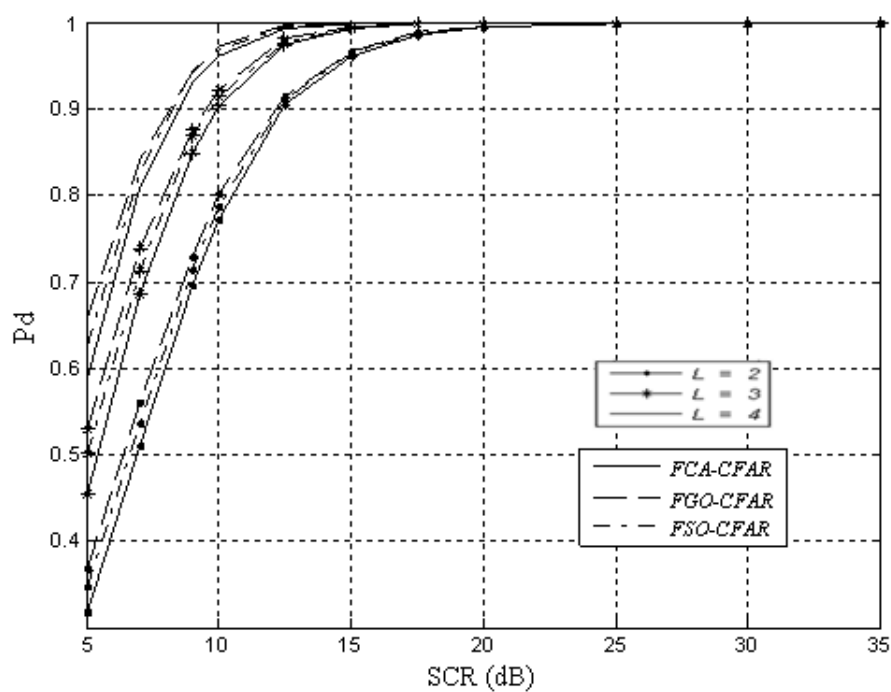


FIGURE 5.10 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SNR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $c=1.2$ et pour $L=2, 3$ et 4 détecteurs.

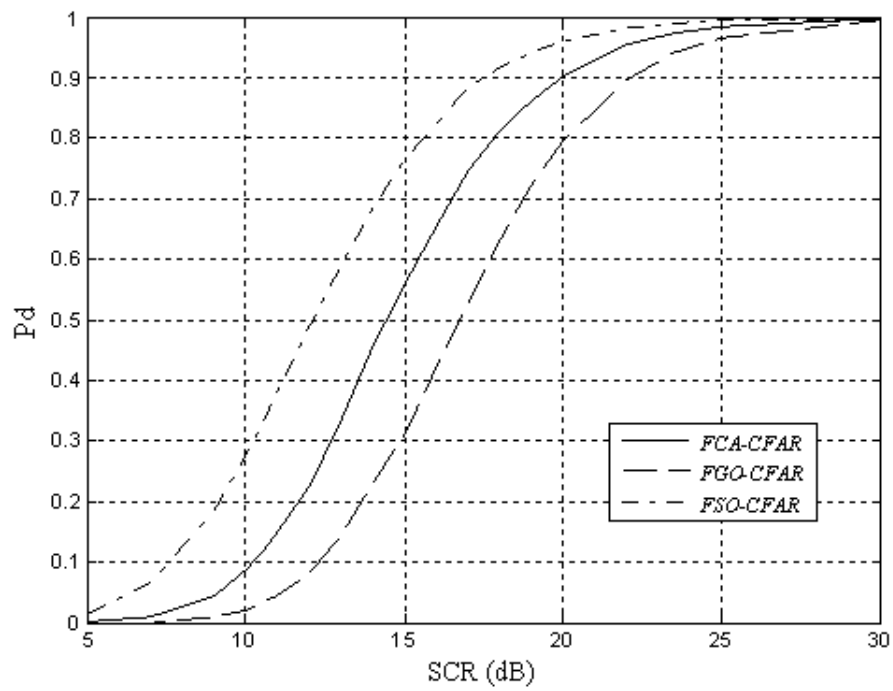


FIGURE 5.11 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SCR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » dans le cas du bord de fouillis jusqu'au 6^{eme} cellule pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=1.2$ et pour $L=2$ détecteurs.

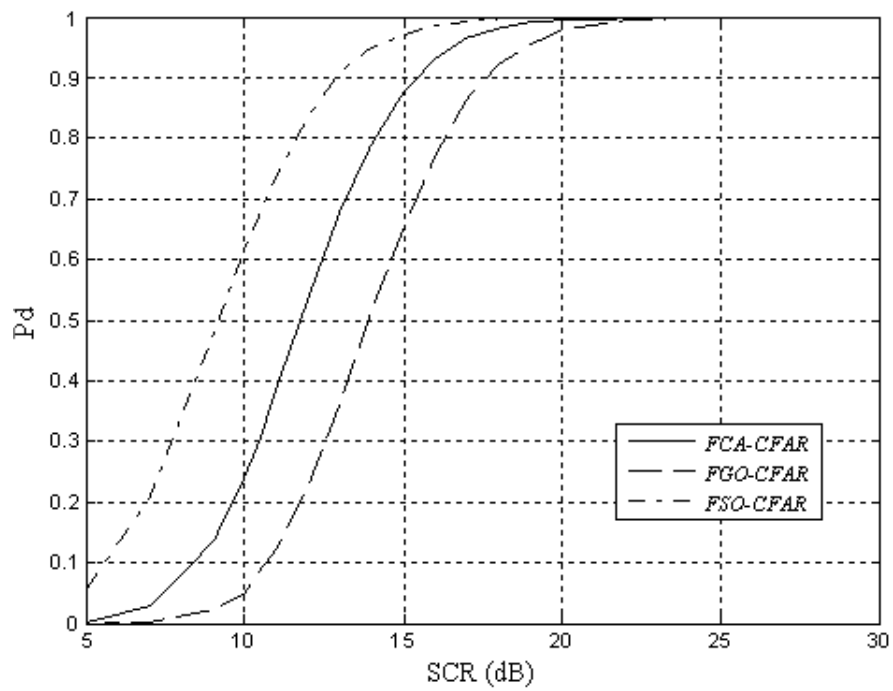


FIGURE 5.12 – Probabilité de détection des détecteurs CFAR flous proposée en fonction de SCR(dB) avec la règle de fusion « produit algébrique » dans le cas du bord de fouillis jusqu'au 6^{eme} cellule pour $p_{fa}=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=1.2$ et pour $L=4$ détecteurs.

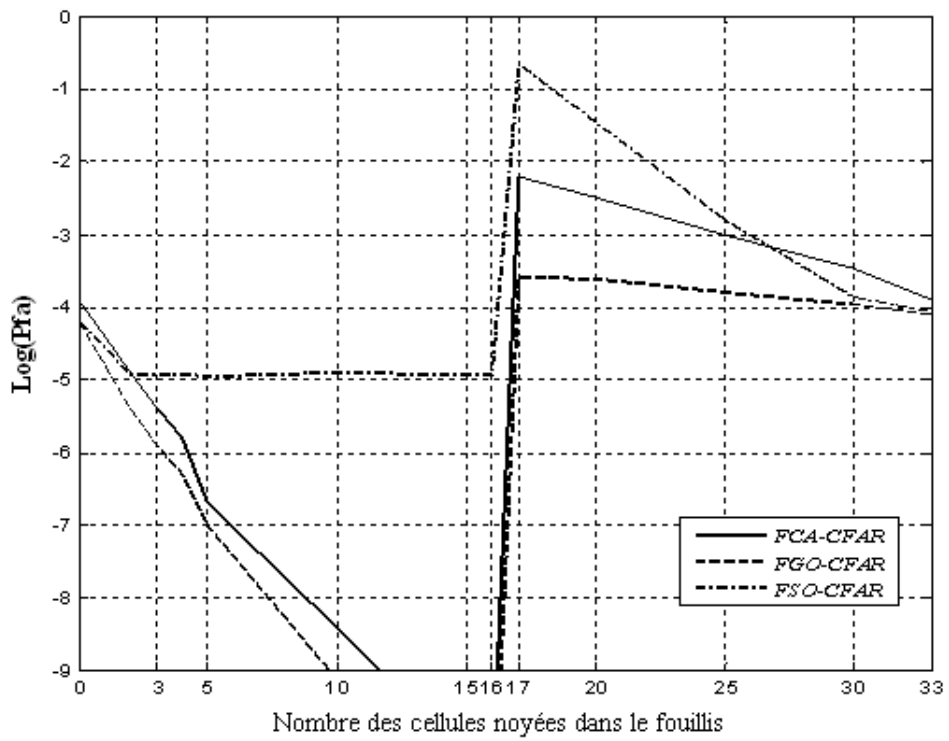


FIGURE 5.13 – Comparaison des taux de fausse alarme des détecteurs CFAR flous proposée avec la règle de fusion « produit algébrique » en fonction du nombre des cellules noyées dans le fouillis pour $pfa=10^{-4}$, $N=32$, $\gamma = 10dB$, $c=0.8$ et pour $L=2$ détecteurs.

Chapitre 6

Conclusion générale

Dans cette thèse, nous avons considéré le problème de la fusion des données dans le contexte de la détection adaptative CFAR en supposant deux différents types de fouillis, Gaussien et non-Gaussien (Weibull), pour des situations homogènes et non-homogènes (présence de cibles interférentes ou de bord de fouillis dans la fenêtre de référence). Dans ce contexte, nous avons étudié trois différents types de fusions de données tel que l'intégration binaire, les radars MIMO et la fusion floue.

Dans la première contribution de ce travail, nous avons analysé les performances des détecteurs CA, GO, SO, OSCAGO et SOSCA-CFAR avec intégration binaire dans un environnement homogène et non homogène Weibull. Nous avons obtenu les expressions analytiques de la Pfa pour les différents détecteurs dans le cas homogène. Les résultats obtenus montrent que l'intégration binaire améliore la détection. En plus, le CA-CFAR donne les meilleures performances dans un environnement homogène tandis que le SOSCA-CFAR et le SO-CFAR ont les meilleures performances dans un environnement de cibles interférentes. Dans le cas d'un environnement de bord de fouillis, le SOSCA-CFAR et le SO-CFAR assurent le meilleur contrôle du taux de fausse alarme lorsque la CST se trouve dans la région basse du fouillis, tandis que si la CST se trouve dans la région haute du fouillis, le GO-CFAR et le OSCAGO-CFAR donnent les meilleures performances.

Dans la deuxième contribution, nous avons analysé les performances de détection des détecteurs GOSCA, OSGO et OSSO-CFAR pour les radars MIMO dans un environnement Gaussien homogène et non-homogène. Trois schémas ont été proposés pour généraliser ces détecteurs pour les radars MIMO. Nous avons obtenu des

expressions analytiques de la Pfa et la Pd. Les résultats obtenus ont montré que la probabilité de détection augmente avec le nombre de nœuds. En outre, le détecteur GOSCA-CFAR présente les meilleures performances pour un environnement homogène alors que l'OSSO-CFAR présente les meilleures performances dans le cas d'un nombre élevé de cibles interférentes.

En ce qui concerne la régulation de la Pfa, les résultats ont montré que le détecteur OSSO-CFAR donne les meilleures performances lorsque le bord de fouillis se situe dans la fenêtre en amont alors que le détecteur OSGO-CFAR est meilleur pour un bord de fouillis dans la fenêtre en aval.

La troisième contribution a été consacrée à l'analyse des performances de détection des détecteurs FCA-CFAR, FGO-CFAR et FSO-CFAR pour un système distribué en utilisant des règles de fusion floue dans un environnement homogène et non-homogène Weibull en supposant un paramètre de forme connu. Les résultats obtenus ont montré que la probabilité de détection augmente avec le nombre de détecteurs L en utilisant les deux règles de fusion floues "produit algébrique" et "minimum". Dans un environnement homogène le FCA-CFAR présente les meilleures performances dans le cas d'un fouillis pointu et le FGO-CFAR est meilleur dans le cas où le fouillis se rapproche d'une Gaussienne.

Dans le cas d'un bord de fouillis, le détecteur FSO-CFAR donne les meilleures performances où la CST se trouve dans la région basse du fouillis, tandis que le détecteur FGO-CFAR donne les meilleures performances où la CST se trouve dans la région haute du fouillis.

En continuité de ce travail, nous envisageons d'analyser les performances d'autres détecteurs CFAR pour les Radars MIMO dans un environnement homogène et non-homogène Weibull en dérivant les expressions analytiques de la Pfa et Pd. Il serait également intéressant d'investiguer la généralisation des différents détecteurs CFAR pour les Radars MIMO dans un environnement Pareto.

Annexe A

Dans ce schéma, toutes les cellules de références en amont U et celles en aval V sont classées dans un ordre croissant et le k^{eme} plus grand échantillon est sélectionné pour estimer le niveau de puissance du bruit. Par conséquent, la PDF de Z est donnée par :

$$f_Z^{OS1}(z) = \frac{k}{\mu} \binom{2MNL}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{z}{\mu}\right)^{2MNL-k+1} \quad (A.1)$$

La MGF qui correspond à cette PDF est donnée par :

$$M_z^{OS1}(s) = \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{2MNL - f}{2MNL - f + \mu s} \quad (A.2)$$

En utilisant la méthode de l'intégrale de contour de la même façon que pour le GOSCA1-CFAR, la Pfa est donnée par :

$$P_{fa}^{OS1}(s) = \frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{2MNL - f}{2MNL - f - Tz} \right\} \Big|_{z=-1} \quad (A.3)$$

En remplaçant T par $T/(1 + \frac{SNR}{M})$, la Pd est donnée par :

$$P_d^{OS1}(s) = \frac{1}{(MN-1)!} \frac{d^{MN-1}}{ds^{MN-1}} \left\{ \frac{1}{z} \prod_{f=0}^{k_1-1} \frac{2MNL - f}{2MNL - f - \frac{T}{1 + \frac{SNR}{M}} z} \right\} \Big|_{z=-1} \quad (A.4)$$

Bibliographie

- [1] M. Skolnik. *Introduction To Radar Systems*. USA. McGraw-Hill, 3rd edition, 2001.
- [2] M.A. Richards. *Fundamentals of Radar Signal Processing*. USA. McGraw-Hill, 2nd edition, 2005.
- [3] V.S. Chernyak. *Fundamentals of Multisite Radar Systems : Multistatic Radars and Multiradar Systems*. Moscow, Russia. Gordon and Breach Science Publishers, 1998.
- [4] M. L. Bencheikh. *Exploitation des propriétés des signaux dans les systèmes Radar MIMO pour la détection et la localisation*. PhD thesis, Université de Nante, France, 2011.
- [5] G. Pailloux. *Estimation Structurée de la Covariance du Bruit en Détection Adaptative*. PhD thesis, Université Paris Ouest, 2010.
- [6] M. Guida, M. Longo, , and M. Lops. Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, 28(1) :138–151, 1992.
- [7] D. Fernandes and M. Sekin. Supression of Weibull radar clutter. *IEICE Transactions. commun.*, E76-B(10), October 1993.
- [8] M. Guida, M. Longo, and M. Lops. Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, 29(3) :798–809, 1993.
- [9] M. N. Almarshad, S. A. Alshebeili, and M. Barkat. A forward automatic censored cell-averaging detector for multiple target situations in Lognormal clutter. *PWASET*, 17 :1307–1318, 2006.
- [10] G. Gigli and G. Lamprapoulos. A new maximum likelihood generalized Gamma CFAR detector. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.*, pages 3399–3401, Toronto, Canada, 2002.
- [11] E. Magraner, N. Bertaux, and P. Réfrégier. Detection in Gamma-distributed nonhomogeneous backgrounds. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, 46(3) :1127–1139, 2010.
- [12] S. Sayama and M. Sekin. Weibull distribution and k-disrtibution of sea clutter observed by x-band radar and analysed by aic. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, E83-B(9) :1978–1982, september 2000.
- [13] J. Guan, Y. He, and Y. N. Peng. CFAR detection in k- distributed clutter. In *Proceedings of ICSP*, 1998.

- [14] M. Farshchian and F. L. Posner. The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution x-band sea clutter. In *IEEE Radar Conference.*, pages 789–793, Washington, DC, USA, 2010.
- [15] G.V. Weinberg. Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models. *IET Radar Sonar Navig.*, 7(2) :153–163, 2013.
- [16] H.M. Finn and R.S. Johnson. Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter level estimates. *RCA Rev.*, 29(3) :414–464, 1968.
- [17] B. Magaz, A. Belouchrani, and M. Hamadouche. A new adaptive linear combined CFAR detector in presence of interfering targets. *Prog. Electromagn. Res.*, B(34) :367–387, 2011.
- [18] V.G. Hansen. Constant false alarm rate processing in search radars. In *IEE International Radar Conference*, pages 325–332, 1973.
- [19] G.V. Trunk. Radar resolution of targets using automatic detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 14(5) :750–755, 1978.
- [20] H. Rohling. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 19(4) :608–621, 1983.
- [21] H. You. Performance of some generalised modified order statistics CFAR detectors with automatic censoring technique in multiple target situations. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*, 141(4) :205–212, 1994.
- [22] A.R. Elias-Fuste, M.G. DE Mercado, and E.R. Davo. Analysis of some modified order statistics CFAR : OSGO and OSSO CFAR. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 26(1) :197–202, 1990.
- [23] H. You, G. Jian, and P.Yingning. A new CFAR detector based on order statistics and cell averaging. In *Department of Electronic Engineering*, Tsinghua university, Beijing 100084, China.
- [24] H. You and G. Jian. A new CFAR detector with greatest of selection. In *IEE International Radar Conference*, pages 589–591, Virginia, USA, 1995.
- [25] L. Tabet. *Analyse du détecteur GS-CFAR dans un clutter gaussien et du détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution K*. PhD thesis, Constantine University, 2010.
- [26] M. Baadeche and F. Soltani. Performance comparison of some CFAR detectors in homogenous and non-homogenous clutter. In *IEEE Int. Conf. Signal and Image Processing applications (ICSIPA)*, pages 101–105, Melaka, Malaysia, 2013.
- [27] F. Gini, F. Lombardini, and L. Verrazzani. Decentralized CFAR detection with binary integration in Weibull clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-33(2) :396–407, 1997.
- [28] X.W. Meng. Performance analysis of ordered-statistic greatest of constant false alarm rate with binary integration for M-sweeps. *IET Radar Sonar Navig.*, 4(1) :37–48, 2010.
- [29] X.W. Meng. Performance evaluation of OSSO-CFAR with binary integration in Weibull background. *J. Electron. (China)*, 30(1) :83–90, 2013.

- [30] X.W. Meng. Performance analysis of OS-CFAR with binary integration for Weibull background. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 49(2) :1357–1366, 2013.
- [31] H.A. Meziani and F. Soltani. Optimum second threshold for the CFAR binary integrator in Pearson-distributed clutter. *SIViP*, 6 :223–230, 2012.
- [32] HA. Meziani. *Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans un fouillis de distribution Pearson*. PhD thesis, Constantine University, 2009.
- [33] M. Baadecche and F. Soltani. Performance analysis of mean level constant false alarm rate detectors with binary integration in weibull background. *IET Radar Sonar Navig.*, 9(3) :233–240, 2015.
- [34] E. Fishler, A. Haimovich, R.S. Blum, L.J. Cimini, D. Chizhik, and R.A. Valenzuela. Spatial diversity in radars – models and detection performance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 54(3) :823–838, 2006.
- [35] P. Sammartino, C. Baker, and H. Griffiths. Adaptive MIMO radar system in clutter. In *IEEE Radar Conference*, pages 276–281, Boston, USA, 2007.
- [36] C.Y. Chong, F. Pascal, J.P. Ovarlez, and M. Lesturgie. MIMO radar detection in non-Gaussian and heterogeneous clutter. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, 4(1) :115–126, 2010.
- [37] G. Cui, L. Kong, X. Yang, and J. Yang. Distributed target detection with polarimetric MIMO radar in compound-Gaussian clutter. *Digit. Signal Process.*, 22(3) :430–438, 2012.
- [38] G. Cui, L. Kong, and X. Yang. Multiple-input multiple-output radar detectors design in non-Gaussian clutter. *IET Radar Sonar Navig.*, 4(5) :724–732, 2010.
- [39] N. Janatian, M. Modarres-Hashemi, and A. Sheikhi. CFAR detectors for MIMO radars. *Circuits Syst. Signal Process.*, 32(3) :1389–1418, 2013.
- [40] M. Baadecche and F. Soltani. Performance analysis of ordered cfar detectors for mimo radars. *Digit. Signal Process.*, 22(2015) :47–57, 2015.
- [41] S. W. Leung, W. Minett, Y.M. Siu, and M.K. Lee. A fuzzy approach to signal integration. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38(1) :346–351, 2002.
- [42] Z. Hammoudi. *Analyse des performances du détecteur IVI-CFAR distribué et des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR distribués utilisant les règles de fusion floues dans des milieux non homogènes*. PhD thesis, Constantine University, 2004.
- [43] Z. Hammoudi and F. Soltani. Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy space and fuzzy fusion rules. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*, 151(3) :135–142, 2004.
- [44] H. A. Meziani and F. Soltani. Decentralized fuzzy CFAR detectors in homogeneous Pearson clutter background. *Signal Processing*, 91(2011) :2530–2540, 2011.
- [45] S.D. Himonas. CFAR integration processors in randomly arriving impulse interference. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 30(3) :809–817, 1994.

- [46] J.B. Billingsley. *Low-angle land clutter measurements and empirical models*. William Andrew Publishing, 2002.
- [47] Y. Dong. *Distribution of X-band high resolution and high grazing angle sea clutter*. Defense Science and Technology Organization, Edinburgh, South Australia, 2006.
- [48] R. Ravid and N. Levanon. Maximum-likelihood CFAR for Weibull background. *IEE Proc.*, 139(3) :256–264, 1992.
- [49] P.P. Gandhi and S.A. Kassam. Analysis of CFAR processors in non homogeneous background. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 24(4) :427–445, 1988.
- [50] A. Papoulis and A.B. Smith. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, Asia, 2002.
- [51] I.S. Gradshteyn and I.M. Ryzhik. *Table of Integrals, Series, and Products*. Elsevier, USA, 7th edition, 2007.
- [52] P. Stoica J. Li. *MIMO Radar Signal Processing*. Wiley, New Jersey, 2009.
- [53] J. Li and P. Stoica. MIMO radar with colocated antennas. *IEEE Signal Processing Magazine*, 24(5) :106–114, 2007.
- [54] S. Zhou, H. Liu, B. Liu, and K. Yin. Adaptive MIMO radar target parameter estimation with kronecker-product structured interference covariance matrix. *Signal Processing*, 92(2012) :1177–1188, 2012.
- [55] B. Friedlander. On the role of waveform diversity in MIMO radar. *Digital Signal Processing*, 23(2013) :712–721, 2013.
- [56] A. De Maio, , and M. Lops. Design principles of MIMO radar detectors. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 43(2007) :886–897, 2007.
- [57] S. Zhou, H. Liu, Y. Zhao, and L. Hu. Target spatial and frequency scattering diversity property for diversity MIMO radar. *Signal Processing*, 91(2011) :269–276, 2011.
- [58] D. Fuhrmann and G. Antonio. Transmit beamforming for MIMO radar systems using signal cross-correlation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 44(2008) :171–176, 2008.
- [59] C. Y. Chong. *Signal Processing for MIMO Radars : Detection under Gaussian and non-Gaussian environments and application to STAP*. PhD thesis, Supelec, 2011.
- [60] X. Hou, N. Morinaga, and T. Namekawa. Direct evaluation of radar detection probabilities. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 23(4) :418–423, 1987.
- [61] E. Kreyszig. *Advanced Engineering Mathematics*. New York, USA. Wiley, 8th edition, 2002.
- [62] H.A. David and H. N. Nagaraja. *Order Statistics*. New York, USA. Wiley, 3rd edition, 2003.
- [63] N. Janatian, M. Modarres-Hashemi, and A. Sheikhi. Generalization of automatic censored mean level detector (ACMLD) for MIMO radars. In *10th*

- International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications*, pages 430–433, Kuala Lumpur, Malaysia, 2010.
- [64] K. Cheikh and F. Soltani. Performance of the fuzzy VI-CFAR detector in non-homogeneous environments. In *IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications*, pages 100–103, Kuala Lumpur, Malaysia, 2011.